

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

JOEL DAVID MELO TRUJILLO

**PREVISÃO ESPACIAL DA DENSIDADE DE CARGA NOS SISTEMAS
DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO A
GEOMETRIA FRACTAL DA ZONA URBANA**

Ilha Solteira

2014

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

JOEL DAVID MELO TRUJILLO

**PREVISÃO ESPACIAL DA DENSIDADE DE CARGA NOS SISTEMAS
DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO A
GEOMETRIA FRACTAL DA ZONA URBANA**

Tese apresentada à Faculdade de
Engenharia - UNESP – Câmpus de Ilha
Solteira, para obtenção do título de
Doutor em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação

Orientador: Antonio Padilha Feltrin

Coorientador: Edgar Manuel Carreño
Franco

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

Melo Trujillo, Joel David.
M528p Previsão espacial da densidade de carga nos sistemas de distribuição de energia elétrica considerando a geometria fractal da zona urbana / Joel David Melo Trujillo. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2014
144 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2014

Orientador: Antonio Padilha Feltrin
Co-orientador: Edgar Manuel Carreño Franco
Inclui bibliografia

1. Análise espacial. 2. Previsão espacial de carga. 3. Geometria fractal. 4. Métodos de simulação por quadrícula. 5. Planejamento de redes de distribuição.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: Previsão espacial da densidade de carga nos sistemas de distribuição de energia elétrica considerando a geometria fractal da zona urbana

AUTOR: JOEL DAVID MELO TRUJILLO

ORIENTADOR: Prof. Dr. ANTONIO PADILHA FELTRIN

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA, Área: AUTOMAÇÃO, pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. ANTONIO PADILHA FELTRIN

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. ALEXANDRE RASI AOKI

Instituto de Tecnologia Para O Desenvolvimento, Departamento de Eletricidade / Universidade Federal do Paraná


Profa. Dra. CLAUDIA MARIA DE ALMEIDA

Divisão de Sensoriamento Remoto / Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

Data da realização: 19 de agosto de 2014.

Ao grande EU SOU - Deus, pelo dom da vida; aos meus pais, Olga e David, por ensinar-me a sempre acreditar que com fé e trabalho tudo é possível; a meus irmãos, Patrícia, Hugo, Jimmy, por seu apoio em todos os momentos da minha vida; a minha sobrinha, Genesis, por sua alegria, e a todos meus amigos pelos belos tempos de alegria, por serem como minha família e acreditarem sempre em mim.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus, por ter me abençoado em cada momento da minha vida e, em especial, por ter permitido conhecer este esplêndido país, Brasil.

Agradeço à minha família por sempre me dar forças, em todo lugar que eu for, sempre levarei no coração cada um de vocês.

Agradeço à minha namorada Fabiana de Oliveira Ferreira, por ser mais que uma companheira na minha vida, cada dia a seu lado consegui compreender que, quando é o tempo certo para amar, tudo é formoso.

Agradecimentos especiais aos professores doutores Antonio Padilha Feltrin e Edgar Manuel Carreño, pela dedicação e orientações no trabalho desenvolvido. Ao professor Rubén Romero e sua família, por sua ajuda desde minha chegada ao Brasil.

Agradecimentos especiais aos professores doutores Antônio Miguel Vieira Monteiro, Eduardo Celso Gerbi Camargo, Cláudia Maria de Almeida, pelas orientações e recomendações fornecidas durante o meu estágio no INPE. Igualmente, a todos os pesquisadores que trabalham no programa de Sensoriamento Remoto do INPE. Em especial, para Maurício Carvalho Mathias de Paulo e Flavia Feitosa.

Agradeço aos colegas do LAPSEE pelo companheirismo. A todos os professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira.

Agradeço aos meus amigos que tanto me apoiaram durante este tempo que estive no Brasil. Eles são minha família agora, sem a ajuda deles, não poderia ter concluído este trabalho.

Agradeço à UNESP, ao departamento de Engenharia Elétrica da FEIS, pela estrutura oferecida para o desenvolvimento do trabalho. À CAPES, pelo apoio financeiro.

RESUMO

Neste trabalho, apresenta-se um método de simulação por quadrículas para os estudos de previsão espacial da densidade de carga nos sistemas de distribuição de energia elétrica da zona urbana, o qual pode ser considerado como uma ferramenta de auxílio para os planejadores das empresas de distribuição durante o processo de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição no médio e longo prazo. No método proposto, são utilizados conceitos da geometria fractal para melhorar a caracterização da distribuição espacial do consumo de energia elétrica na zona urbana da cidade. Além disso, considera-se a disponibilidade atual de dados nas empresas de distribuição como: o conjunto de dados georreferenciados dos elementos da rede e mapas da zona de concessão urbana. Uma das contribuições deste trabalho é apresentar um modelo que realiza a simulação de forma conjunta do crescimento de carga por causa da: expansão da cidade, livre vontade dos habitantes para povoar em regiões disponíveis e influência das infraestruturas urbanas para atrair ou repelir novos usuários. Assim, este modelo pode ajudar na criação de cenários prospectivos no planejamento da expansão da rede elétrica, considerando o crescimento dinâmico da zona urbana na cidade. O método proposto foi testado em um sistema de distribuição real de uma cidade de médio porte. O resultado do método é um mapa com a distribuição espacial da densidade de carga simulada na zona de estudo, que mostra as subáreas com maior crescimento na sua densidade de carga. Desta forma, esse mapa permite a verificação da capacidade dos equipamentos do sistema de distribuição, a fim de suprir tal crescimento de carga. O modelo proposto é avaliado utilizando uma análise espacial do erro cometido na alocação de cargas no processo de simulação da densidade de carga existente, a qual mostra uma eficácia para caracterizar o padrão espacial de consumo de energia elétrica, com um erro global de simulação menor que 3% da carga total instalada na cidade.

Palavras-chave: Análise espacial. Previsão espacial de carga. Geometria fractal. Métodos de simulação por quadrícula. Planejamento de redes de distribuição.

ABSTRACT

This thesis presents a grid-based simulation method for spatial load forecasting studies in the electric distribution systems in the urban area. This approach can be considered as a useful tool to aid planning engineers in the process of distribution systems expansion planning in the mid- and long-term. The fractal geometry concepts are used to improve the characterization of the spatial pattern of the load density in the urban area considering the available data on the electrical distribution utilities, using a data georeferenced of network elements and maps of the urban area. One of the contributions of this work is a tool to jointly simulate: the expansion of the city, the free decision of inhabitants to populate regions, and the influence of urban infrastructure to attract or repel new users. Thus, this model can help creating future scenarios in the process of distribution systems expansion planning considering the dynamic growth of the urban area. The proposed method was tested in a real distribution system of a medium-sized city. The result is a map of the spatial distribution of the load density simulated in the study area, which shows the subareas with high growth in their load density. This map allows the verification of the distribution system capacity in order to meet the load growth. The proposed model is evaluated using a spatial analysis of the loads allocation error in the simulation of the actual load density; it shows an efficacy to characterize the spatial pattern of consumption of electricity with a simulation global error inferior to 3% of the total load installed in the city.

Keywords: Distribution networks planning. Spatial analysis. Spatial load forecasting. Fractal geometry. Grid-based simulation methods.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Influência decrescente com a distância ao polo urbano.	29
Figura 2 – Mapa da região considerando diferentes polos urbanos.	30
Figura 3 – Crescimento esperado para toda a área de serviço em países em desenvolvimento.	32
Figura 4 – Crescimento esperado no nível de subáreas.	33
Figura 5 – Três diferentes resoluções espaciais e suas respectivas curvas em forma de “S” ...	35
Figura 6 – Estrutura geral dos métodos de simulação do crescimento da densidade de carga.	37
Figura 7 – Classes de vizinhança.	45
Figura 8 – Representação de uma sociedade por meio de uma rede de agentes.	48
Figura 9 – Distribuição espacial da densidade de carga real e simulado através de um SMA.	50
Figura 10 – Exemplo de um objeto fractal.	54
Figura 11 – Formação do tapete de Sierpinski.	55
Figura 12 – Visualização do crescimento fractal do tapete de Sierpinsky.	57
Figura 13 – Fluxograma da síntese metodológica seguida em Almeida (2004).	62
Figura 14 – Divisão da zona de serviço em quadrículas.	66
Figura 15 – Fluxograma para determinar a resolução espacial do método proposto.	70
Figura 16 – Fluxograma para determinar as probabilidades para as células no modelo proposto.	74
Figura 17 – Estrutura da modelagem do crescimento da densidade de carga seguida no método proposto de simulação por quadrícula.	77
Figura 18 – Sequências de passos realizados para determinar o crescimento da densidade de carga total no Módulo Global.	80
Figura 19 – Localização inicial no submódulo de expansão.	82
Figura 20 – Primeira iteração do submódulo de expansão.	83
Figura 21 – Fluxograma do algoritmo do submódulo de expansão.	84
Figura 22 – Fluxograma do algoritmo do submódulo espontâneo.	85
Figura 23 – Janela para as três primeiras ondas de propagação.	89
Figura 24 – Janela para a primeira onda.	90
Figura 25 – Vetores associados com a janela da primeira onda.	90
Figura 26 – Janela da segunda onda.	91
Figura 27 – Vetores associados à janela da segunda onda.	91

Figura 28 – Fluxograma do algoritmo do submódulo de polos.....	92
Figura 29 – Dimensão fractal (De) em função do expoente de correlação (α).	94
Figura 30 – Expoente de tamanho de conexões ($\mathcal{V}$) em função do expoente de correlação (α).	94
Figura 31 – Fluxograma do algoritmo geral do método de simulação proposto.....	98
Figura 32 – Representação da cidade no início da simulação para o exemplo numérico.	99
Figura 33 – Densidade de carga repartida nas quadrículas escolhidas pelo submódulo de expansão.	101
Figura 34 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo de expansão.	102
Figura 35 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo espontâneo.	103
Figura 36 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo de polos.	104
Figura 37 – Representação da cidade depois da primeira iteração do algoritmo do método proposto.	105
Figura 38 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo de expansão.	107
Figura 39 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo espontâneo.	108
Figura 40 – Densidade de carga repartida nas quadrículas escolhidas pelo submódulo de polos.	109
Figura 41 – Densidade de carga distribuída MW/km^2 até a segunda iteração do algoritmo proposto no exemplo numérico.	110
Figura 42 – Mapa da zona urbana.	112
Figura 43 – Distribuição de carga considerando a resolução encontrada pelo modelo de particionamento.	113
Figura 44 – Mapa de probabilidades.	114
Figura 45 – Caracterização da zona de estudo.	115
Figura 46 – Distribuição espacial da densidade de carga para o ano 2001.	116
Figura 47 – Comparação entre a distribuição espacial da densidade de carga do ano 2010 e a simulada pelo método proposto.....	117
Figura 48 – Comparação entre a distribuição espacial da densidade de carga do ano 2010 e a simulada pelo sistema multiagente apresentado em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a).	118

Figura 49 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método de agentes.	119
Figura 50 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método proposto.....	119
Figura 51 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga para o ano 2013, considerando o modelo proposto no primeiro cenário.	122
Figura 52 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação do primeiro cenário.	124
Figura 53 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método proposto para os anos 2004 e 2005 no primeiro cenário.	124
Figura 54 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga para o ano 2013, considerando o modelo proposto no segundo cenário.....	126
Figura 55 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação do segundo cenário.	126
Figura 56 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método proposto para os anos 2004 e 2005 no segundo cenário.	127
Figura 57 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga dos usuários residenciais para o ano 2013 no terceiro cenário.	129
Figura 58 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação da carga residencial no terceiro cenário.	129
Figura 59 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga dos usuários comerciais para o ano 2013 no terceiro cenário.	130
Figura 60 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação da carga comercial no terceiro cenário.	130

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Parâmetros do modelo proposto para o exemplo numérico.	100
Tabela 2: Valores calculados pelo módulo global na primeira iteração do exemplo numérico.	100
Tabela 3: Valores calculados pelo módulo global na segunda iteração do exemplo numérico.	106
Tabela 4: Parâmetros do método proposto para a simulação do crescimento da carga na zona de estudo.	116
Tabela 5: Porcentagem do crescimento de densidade de carga em função da distância.	120
Tabela 6: Erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 no primeiro cenário.	124
Tabela 7: Erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 no segundo cenário.	127
Tabela 8: Erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 no terceiro cenário.....	130

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	16
1.1 CONTEXTO E JUSTIFICATIVA	16
1.1.1 Objetivos	17
1.1.2 Definição do Problema	17
1.1.3 Hipótese da Pesquisa	18
1.1.4 Contribuição Científica Pretendida	19
1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
1.3 ESTRUTURA DA TESE	23
2 MÉTODOS DE SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	25
2.1 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA DENSIDADE DE CARGA.....	26
2.1.1 Densidade de carga	26
2.1.2 Resolução Espacial	27
2.1.3 Polo Urbano	28
2.2 CAUSAS DO CRESCIMENTO DA DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA	31
2.3 CARACTERIZAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA	32
2.4 MÉTODOS DE SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA..	36
2.4.1 Reconhecimento de Padrões Espaciais	38
2.4.2 Mapas de Preferência	39
2.4.3 Método de simulação manual	40
2.4.4 Métodos de simulação por quadrícula.....	41
2.4.4.1 Modelo de autômatos celulares.....	43
2.4.4.2 Modelo baseado em agentes.....	46
3 MODELAGEM DA MORFOLOGIA FRAGMENTADA DAS CIDADES UTILIZANDO CONCEITOS DA GEOMETRIA FRACTAL	51
3.1 GEOMETRIA FRACTAL	52

3.2 ESTIMAÇÃO DO CRESCIMENTO URBANO POR MEIO DA GEOMETRIA FRACTAL.....	55
3.3 MODELAGEM DO CRESCIMENTO FRACTAL DA ZONA URBANA NOS MÉTODOS DE SIMULAÇÃO POR QUADRÍCULA	60
3.4 ETAPAS PARA A CONSTRUÇÃO DE MÉTODOS DE SIMULAÇÃO POR QUADRÍCULAS	61
4 BASE DE DADOS E ANÁLISES EXPLORATÓRIAS ESPACIAIS PARA A CONSTRUÇÃO DO MÉTODO DE SIMULAÇÃO PROPOSTO.....	64
4.1 BASE DE DADOS	64
4.1.1 Processamento dos Dados	65
4.1.1.1 Base de Dados Espaciais.....	66
4.1.1.2 Base de Dados de Densidade de Carga	66
4.2 ANÁLISE EXPLORATÓRIA ESPACIAL	67
4.2.1 Resolução Espacial	67
4.2.2 Probabilidade de Desenvolvimento.....	70
5 MÉTODO PROPOSTO PARA A SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA CONSIDERANDO A GEOMETRIA FRACTAL DA ZONA URBANA.....	76
5.1 MODELAGEM DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA POR MEIO DO MÉTODO DE SIMULAÇÃO PROPOSTO.....	76
5.1.1 Módulo Global	77
5.1.2 Módulo Local	79
5.1.2.1 Submódulo de Expansão.....	81
5.1.2.2 Submódulo Espontâneo	83
5.1.2.3 Submódulo de polos.....	85
5.2 CALIBRAÇÃO DO MÉTODO DE SIMULAÇÃO PROPOSTO	93
5.2.1 Calibração do Módulo Global	93
5.2.2 Calibração do Módulo Local	95
5.2.2.1 Calibração do Submódulo de Expansão	95

5.2.2.2 Calibração do Submódulo de polos	96
5.3 AVALIAÇÃO DA MODELAGEM PROPOSTA	96
5.4 ALGORITMO GERAL PARA A SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA DO MÉTODO PROPOSTO.....	97
6 CRIAÇÃO DE CENÁRIOS PROSPECTIVOS UTILIZANDO O MÉTODO PROPOSTO...	111
6.1 ÁREA DE ESTUDO	111
6.2 COLETA DE DADOS	112
6.3 PROCESSAMENTO DOS DADOS	113
6.4 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE SERVIÇO.....	114
6.5 SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA EXISTENTE NA ZONA DE ESTUDO	115
6.6 CENÁRIOS PROSPECTIVOS DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA NA ZONA URBANA	120
6.6.1 Primeiro cenário prospectivo	121
6.6.2 Segundo cenário prospectivo	125
6.6.3 Terceiro cenário prospectivo	128
7 CONCLUSÕES	132
7.1 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO.....	135
7.2 TRABALHOS FUTUROS	135

1 INTRODUÇÃO

A previsão espacial de carga constitui a previsão da demanda futura de energia elétrica através de mapas temáticos (representação de informações sobre uma perspectiva geográfica) ou curvas de carga por região, que permitem a visualização da distribuição espacial da densidade de carga (WILLIS, 2002). Desta forma, é possível identificar as localizações das subáreas ou regiões que apresentarão um maior incremento no consumo de energia elétrica, a fim de que os planejadores possam realizar a verificação da capacidade instalada dos equipamentos do sistema de distribuição para suprir tal incremento.

1.1 CONTEXTO E JUSTIFICATIVA

Nos últimos anos, a previsão espacial de carga tem ganhado especial interesse em países com grandes economias em desenvolvimento (WILLIS; ROMERO, 2007), como é o caso dos países que formam o BRICS, termo utilizado por economistas para referir-se às economias de: Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul, os quais são caracterizados por ter um rápido crescimento urbano conforme explicado por Persky e Wiewel (1996), Batty (2007) e Mcgranahan e Martine (2012). Esse rápido crescimento urbano é refletido em um acelerado incremento no consumo de energia elétrica pelos usuários do sistema de distribuição. Assim, torna-se um grande desafio para as empresas de serviço elétrico a realização dos investimentos necessários no sistema de distribuição, com o objetivo de ter a capacidade suficiente de abastecer esse incremento, sendo tal desafio uma das motivações deste trabalho.

Por outro lado, estudos de previsão espacial de carga têm também ganhado especial interesse em zonas urbanas em redesenvolvimento ou reurbanizadas (CHOW; TRAM, 1997 a). Tais estudos fornecem informações que podem ser de ajuda no processo de planejamento da expansão da rede elétrica nas zonas a serem reurbanizadas.

O uso da previsão espacial de carga nos estudos de planejamento da expansão do sistema de distribuição de energia elétrica pode ser imposto pelas leis do setor elétrico, que é o caso específico do Brasil, conforme mostrado nos Procedimentos de Distribuição - PRODIST no Item 4.2b do Módulo 2 (ANEEL, 2013). Esses procedimentos estabelecem uma previsão com caráter espacial para os estudos de expansão do sistema de distribuição de média tensão.

Por causa do interesse das empresas de distribuição e/ou imposição da lei vigente em

realizar uma previsão espacial, pesquisadores têm proposto vários métodos para realizar essa classe de previsão. Contudo, na literatura especializada, têm-se encontrado poucos trabalhos de simulação do crescimento da densidade de carga nos últimos anos, sendo esta uma motivação deste trabalho para contribuir na área de previsão espacial e fornecer uma ferramenta de auxílio aos planejadores das redes elétricas.

1.1.1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é propor um método de simulação do crescimento da densidade de carga para sistemas de distribuição, considerando os seguintes aspectos: caracterização do padrão espacial da distribuição de carga na zona urbana, modelagem do crescimento dinâmico da densidade de carga, e o uso de informações disponíveis pela maioria de empresas de distribuição de energia elétrica.

Para cumprir o objetivo principal, será necessário desenvolver os seguintes objetivos específicos:

- determinar uma estrutura especializada para uma base de dados espacial de forma a aproveitar os dados disponíveis;
- desenvolver uma modelagem espacial adequada para caracterizar a zona de estudo do problema;
- avaliar as distintas metodologias existentes de simulação precursoras da geometria fractal;
- testar o método proposto em um sistema de distribuição real.

1.1.2 Definição do Problema

Usualmente, métodos do planejamento urbano são modificados para simular o crescimento da densidade de carga, sendo conhecidos como métodos de simulação por quadrículas. No contexto de utilizar tais métodos, alguns pesquisadores têm proposto realizar primeiro a simulação das mudanças do uso do solo na cidade, para então determinar o crescimento de demanda associado (YANG et al., 2008). O termo uso do solo é utilizado por planejadores urbanos para se referirem ao conjunto das atividades (processos individuais e

coletivos de produção e consumo de bens e serviços) da sociedade sobre um espaço geográfico na cidade (BATTY, 2007).

Embora a proposta de simular o uso do solo incorpore o crescimento dinâmico da cidade na previsão espacial, essa dinâmica é perdida no processo final do estudo por causa da associação do crescimento de demanda com faixas de densidade de carga para cada classe de consumidores, criando padrões contínuos da densidade de carga na zona de estudo. De outro modo, outros pesquisadores têm proposto utilizar os resultados da simulação das mudanças do uso do solo nos métodos de previsão espacial (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983). Mas esses resultados podem não estar disponíveis em todas as empresas de distribuição ou podem ser utilizados de forma errônea por tais empresas, caso não sejam analisados por especialistas da área de planejamento urbano. Portanto, as propostas antes mencionadas podem não ser viáveis para todas as distribuidoras de energia elétrica.

Os métodos de simulação por quadrícula encontrados na literatura especializada fornecem como resultado uma distribuição de densidade de carga uniforme e pouco real nas regiões da periferia da cidade. Na maioria das cidades, essa densidade não se encontra distribuída de forma homogênea, porque existem regiões mais povoadas e com maior atividade econômica que outras (WILLIS, 2002).

1.1.3 Hipótese da Pesquisa

A caracterização da estrutura espacial heterogênea da densidade de carga na cidade pode ajudar a melhorar a inferência dos resultados da previsão espacial de carga, minimizando os impactos destes na tomada de decisão dos planos de expansão da rede elétrica, como será mostrado neste trabalho.

Conceitos da geometria fractal permitem caracterizar o processo de ocupação do solo, conforme explicado nos trabalhos de Makse et al. (1998) e Batty (2007), com o intuito de capturar o que é padrão na cidade, isto é, o que é típico, estável, regular, recorrente e/ou repetitivo, o qual pode ser considerado como previsível. Em geral, pode-se considerar que o crescimento futuro de uma cidade é composto pela mistura do padrão e outros fatores estocásticos ou aleatórios (BATTY; TORRENS, 2005). Desta forma, a incorporação desses conceitos, na simulação do crescimento da carga, pode melhorar a modelagem do crescimento da carga na zona urbana.

1.1.4 Contribuição Científica Pretendida

O presente trabalho é uma continuação das pesquisas realizadas na área de previsão espacial de carga no Laboratório de Planejamento de Sistema de Energia Elétrica – LAPSEE. Essas pesquisas começaram com a tese de doutorado de Carreno (2008) que apresentou um algoritmo evolutivo para criar regras de crescimento da cidade, com o intuito de reproduzir o crescimento histórico da carga. Embora esse algoritmo permita identificar as prováveis zonas que recebem carga, a evolução do crescimento da carga não foi caracterizada. Assim, com o intuito de caracterizar tal crescimento, um autômato celular foi implementado por pesquisadores do LAPSEE, conforme explicado no trabalho de Carreno, Rocha e Padilha-Feltrin (2011).

Os métodos de autômatos celulares apresentam uma restrição inerente de origem físico-matemático, pois o estado de cada quadrícula varia de forma discreta em cada passo de tempo da simulação. Essa restrição não permite a aplicação de metodologias de erro espacial, as quais servem para verificar a qualidade dos resultados obtidos na simulação da densidade de carga. Além disso, tais autômatos utilizam regras de evolução que são aplicadas para todas as quadrículas. Essas regras dificilmente podem caracterizar o crescimento local da carga. Com o objetivo de superar as dificuldades antes mencionadas, um modelo baseado em agentes foi desenvolvido em uma dissertação de mestrado para ser utilizado como ferramenta de auxílio no planejamento multicenário das redes elétricas de distribuição (MELO, 2010). A análise espacial do erro cometido por esse modelo foi apresentando em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012a), no qual foi mostrado que 94% das cargas foram alocadas corretamente na simulação da densidade de carga existente no sistema teste. Apesar da alta porcentagem de cargas alocadas corretamente, observou-se que a distribuição espacial das subáreas com carga não foi caracterizada corretamente.

Portanto, o método proposto procura uma melhor caracterização da distribuição espacial da densidade de carga na zona urbana por meio da geometria fractal. As relações fractais utilizadas nessa geometria caracterizam o espaço urbano ocupado pelos habitantes e o crescimento correlacionado entre as diversas regiões da cidade. Tais relações permitem a criação de uma formulação matemática para estimar a densidade de carga a ser distribuída em cada passo de tempo do processo de simulação. Essa formulação é um diferencial deste trabalho em comparação com outros métodos de simulação do crescimento da carga existentes na literatura especializada. A distribuição espacial obtida pela aplicação da

proposta poderá auxiliar aos planejadores das redes elétricas na tomada de decisão dentro do planejamento da expansão nas regiões periféricas da cidade.

1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O estudo do crescimento da densidade de carga nos sistemas de distribuição tem passado por várias etapas de desenvolvimento como será mostrado a seguir.

Evidenciou-se, na década de 1950, a importância de modelar o sistema de distribuição em forma espacial para realizar o planejamento da expansão. Para isto, considerou-se uma uniformidade da densidade de carga sobre uma forma regular geométrica (VAN WORMER, 1954).

A partir dos anos de 1960, outros processos foram desenvolvidos, como, por exemplo, o uso de solo, ou seja, estudavam-se as relações entre as classes de consumidores, o solo e a sua respectiva densidade de carga na área de interesse conforme a intuição do planejador (LAZZARI, 1962). Deve-se considerar que os mapas de uso de solo são obtidos por um processo de análise de imagens para determinar como o espaço urbano é ocupado. No entanto, muitas vezes esses mapas não se encontram disponíveis em todas as empresas de distribuição de energia elétrica. Em razão disso, são utilizados os mapas de zoneamento que são feitos pelos planejadores da secretaria de planejamento da cidade para mostrar como deveria ser a distribuição de zonas. Essa classe de mapa pode trazer erros no modelo de simulação, pois muitas vezes o executado difere muito do planejado.

A partir dos anos de 1970, a evolução computacional permitiu a utilização de novas metodologias na previsão espacial de carga considerando curvas de demanda de 24 horas para cada classe de consumidor e cenários para os eventos futuros (WILLIS; GREGG; CHAMBERS, 1978).

Os métodos supracitados utilizam quadrículas quadradas ou retangulares, a fim de ter pequenas subáreas geográficas e, desta forma, poder obter uma alta resolução segundo as necessidades do planejamento da expansão da rede elétrica (WALL; THOMPSON; NORTHCOTE-GREEN, 1979). Outra técnica adicional, que busca ter uma alta resolução através da consideração do pixel das imagens da zona de concessão, trata-se daquela que se fundamenta no uso do solo para cada subárea dentro de um polígono regular (BACKLUND; BUBENKO, 1979).

Uma grande quantidade de metodologias para realizar a previsão espacial de carga surgiu até o ano de 1983. A maioria dessas metodologias foi organizada em um tutorial que

coleta as principais metodologias aplicadas ao problema de previsão em forma espacial (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983). Esse tutorial serviu como uma das principais fontes de inspiração para outros trabalhos na área de previsão espacial de carga.

Em Willis, Engel e Buri (1995), é mostrada uma metodologia que utiliza uma análise e projeções de dados de uso final do solo. Nesse trabalho, são usados blocos de imagens de satélite, dados de consumidores, dados de medições de carga, e curvas de uso final para calibração do modelo.

Um sistema inteligente híbrido para o planejamento de longo prazo foi apresentado em Parlos et al. (1996). Naquele trabalho, foi utilizada uma rede neural artificial e uma base de dados históricos anuais que considerou informações como: temperaturas, ajuste de preço da eletricidade, área de serviço de consumidores, população e outros indicadores econômicos tais como, o aumento de renda per capita real e o produto interno bruto.

Em Chow e Tram (1997a), foram apresentadas teorias e metodologias para incorporar o redesenvolvimento urbano no crescimento espacial, no qual foram utilizados mapas de preferências para comparar o valor atual das quadriculas com o valor que poderiam ter de acordo com as características do seu entorno. Desta forma, foi considerada a proximidade a pontos de interesse, disponibilidade de solo e características geográficas da área de redesenvolvimento urbano. Igualmente, uma aplicação de lógica nebulosa baseada em classes de uso do solo e dividindo a área de serviço através de uma grade regular é apresentada por estes autores em Chow e Tram (1997b). As relações entre os diferentes elementos que podem modificar a preferência do uso do solo foram modeladas com tabelas de preferências, permitindo o uso dos operadores da lógica nebulosa para gerar os mapas de preferência. O crescimento da demanda foi encontrado por meio de uma equação matemática que descrevia o crescimento para cada quadricula.

No trabalho de Chow, Zhu e Tram (1998) é apresentado um método de tomada de decisão multiobjetivo, no qual cada objetivo tem um peso relativo em relação aos outros objetivos. Entre os objetivos considerados, estão as preferências dos usuários em relação a sua localização a distintas partes da cidade, assim como os custos dos terrenos.

Em Wu, Tsa e Lu (1999), foi utilizado uma ferramenta de informação geográfica para automação de mapas. A teoria do *cluster* foi utilizada para determinar automaticamente o número de regras e funções de pertinência dos modelos nebulosos que determinam as possibilidades de mudança de carga para cada subárea.

Em Miranda e Monteiro (2000), é apresentada uma metodologia que utiliza um modelo de inferência nebulosa para determinar um conjunto de regras de classificação que

permitem caracterizar as preferências do uso do solo. O sistema de inferência nebuloso alimenta informações para uma máquina de autômatos celulares para a alocação espacial das cargas.

Em Willis (2002), são apresentados diversos métodos de previsão espacial de demanda. Além disso, no referido trabalho, são apresentadas discussões sobre a resolução espacial, erro espacial e as informações necessárias para criar um método de simulação para realizar a previsão espacial de carga. Salienta-se que essa fonte é uma das mais importantes na área de previsão espacial de carga.

Em todos os trabalhos antes mencionados, pode-se observar que se trata de estimar o uso do solo e/ou as preferências dos usuários para cada classe de uso do solo, a fim de obter dados de entrada para o método de previsão de carga. Esse passo é um dos mais importantes para os métodos de simulação de crescimento da carga. Desta forma, técnicas de mineração de dados podem ajudar a trabalhar com base de dados espaciais, a fim de encontrar as preferências dos usuários na ocupação do uso do solo (WU; LU, 2002). Igualmente, essas técnicas podem trabalhar com teorias utilizadas no planejamento urbano, a fim de obter uma melhor caracterização das preferências dos usuários, como, por exemplo, uso da teoria de incertezas no modelo de extração de conhecimento (YANG; ZHANG; MAO, 2006). Além disso, outras técnicas podem ser utilizadas para obter essas preferências, como a aplicação de um algoritmo heurístico evolutivo para geração de novas regras para determinar o futuro uso do solo (CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2008).

Imagens através de satélite têm sido incorporadas nos últimos anos, como mostrado no trabalho de Vasquez-Amez et al. (2008), no qual foi desenvolvido um método que utilizou as imagens aéreas da cidade para identificação da saturação de cada pequena área. Igualmente, foram estimadas estatísticas para determinar o nível de desenvolvimento da cidade.

Nos últimos anos, a incorporação dos SIG nos estudos de planejamento da expansão das redes elétricas tem contribuído para a criação de base de dados necessários para diferentes métodos de previsão espacial de carga, visando melhorar a caracterização da zona de estudo (YANG et al., 2006; CONG et al., 2009); incrementar a eficácia das previsões em nível espacial (BAI; GANG; PING, 2008; HONG; HSIANG; XU, 2009), e / ou diminuir os esforços computacionais dos algoritmos de previsão de carga (SHIN et al., 2011).

Métodos de simulação por quadriculas têm sido aplicados para a simulação do crescimento da densidade de carga, como mostrado no trabalho de He et al. (2009), no qual se utilizou um autômato celular para realizar a simulação das mudanças de uso do solo e, na sequência através de uma regra de conversão, determinou-se a quantidade de carga para cada

subárea. Outra classe de autômato foi mostrada em Yang et al. (2008), no qual foram consideradas quatro classes de crescimento de carga. Também, em Carreno, Rocha e Padilha-Feltrin (2011), um autômato celular foi utilizado para simular o crescimento da densidade de carga na cidade utilizando regras estáticas e representando a densidade de carga por meio de expressões linguísticas, como média e baixa demanda, durante a evolução do tempo. Por outro lado, em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a), um sistema multiagente foi utilizado para simular as dinâmicas urbanas, considerando o crescimento natural (do centro à periferia) e o crescimento não-natural (resultante da construção de infraestruturas). Uma discussão sobre os métodos de simulação por quadrícula será apresentada no Capítulo 2, a fim de mostrar as melhorias que são incorporadas na simulação com a aplicação da proposta deste trabalho.

1.3 ESTRUTURA DA TESE

A estrutura deste trabalho é a seguinte:

- No Capítulo 2, apresenta-se uma visão geral sobre a modelagem, seguida pelos métodos de simulação do crescimento de carga encontrados na literatura especializada.
- No Capítulo 3, mostra-se a caracterização do crescimento morfológico das cidades através da dimensão fractal, assim como esta dimensão pode ser incluída nos métodos de simulação por quadrícula.
- No Capítulo 4, são apresentadas as informações necessárias e a estrutura da base de dados, assim como os processamentos destes para o método proposto.
- No Capítulo 5, é apresentada a principal contribuição deste trabalho, que é o método de simulação por quadrículas para realizar a simulação do crescimento de carga, considerando: a expansão da cidade, a livre vontade dos habitantes para povoar regiões disponíveis e a influência das infraestruturas urbanas para atrair ou repelir novos usuários. Também será explicada a modelagem seguida para caracterizar o crescimento da carga, os parâmetros que devem ser calibrados e a avaliação do método proposto.
- No Capítulo 6, é mostrado como o método apresentado no Capítulo 5 pode ser aplicado na criação de cenários prospectivos dentro do planejamento da expansão das redes elétricas. Também serão mostrados os resultados da análise espacial do

erro cometido na simulação da densidade de carga existente. Além disso, no final deste capítulo são explicados três cenários prospectivos a fim de mostrar como o método proposto pode ajudar no planejamento multicenário.

- No Capítulo 7, são apresentadas as conclusões deste trabalho e propostas para trabalhos futuros.

2 MÉTODOS DE SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Dentre os métodos existentes na literatura especializada para realizar uma previsão espacial de carga, as empresas de distribuição têm como preferência utilizar os métodos de simulação, porque permitem a visualização do crescimento da carga em passos de tempo discretos e suas previsões têm uma alta eficácia, desde que sejam calibrados adequadamente (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983).

A simulação do crescimento da densidade de carga nos sistemas de distribuição é uma ferramenta de auxílio para os planejadores das redes elétricas no processo do planejamento de expansão. Tal densidade de carga não se encontra distribuída de forma uniforme na área de concessão da empresa de serviço elétrico em razão das diferentes atividades econômicas realizadas pelos habitantes, sendo que algumas subáreas apresentarão um maior incremento na densidade de carga em relação às outras. Desta forma, para um melhor entendimento desse incremento de carga, no início deste capítulo serão expostos os conceitos teóricos em relação ao crescimento da densidade de carga. Imediatamente depois, apresenta-se uma visão geral da modelagem seguida pelos modelos de simulação do crescimento da densidade de carga encontrados na literatura especializada.

Nos estudos de previsão espacial de carga, são utilizadas as expressões *crescimento da demanda elétrica* e *crescimento da densidade de carga*, sendo que a utilização de alguma dessas expressões depende do objeto do estudo. Por exemplo, quando no estudo de previsão, unicamente é considerada a evolução da potência elétrica no tempo para uma determinada região, o termo utilizado é *crescimento da demanda elétrica*; nesses estudos, tal crescimento é determinado para um nível de agregação, ou seja, para toda zona de estudo ou para uma única região. No entanto, nos modelos de simulação, é mais utilizada a expressão *crescimento da densidade de carga*, porque é estimado o incremento da potência elétrica por unidade de área. Em tais modelos, podem ser consideradas diferentes unidades de agregação de área. Isto é, o crescimento é visualizado para toda zona de estudo e para cada subárea ou região (WILLIS, 2002). Neste trabalho, os termos antes mencionados serão utilizados conforme o contexto da aplicação a ser explicada.

2.1 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA DENSIDADE DE CARGA

Em geral, a densidade de carga encontra-se distribuída de forma desigual em toda a zona de concessão da empresa de serviço elétrico em razão das diferentes atividades econômicas, densidades demográficas e/ou outros fatores socioeconômicos, de acordo com as particularidades de cada região. Assim, existem subáreas mais povoadas e mais ativas que outras, fazendo com que o uso do solo não seja o mesmo. Entenda-se por uso do solo como o conjunto de atividades (processos individuais ou coletivos de produção ou consumo de bens e serviços) da sociedade sobre o espaço geográfico da cidade. Portanto, as diferentes formas de uso do solo produzem diferentes valores de densidades de carga para cada subárea ou região.

2.1.1 Densidade de carga

A densidade de carga é um termo muito utilizado por empresas e planejadores das redes de distribuição de energia elétrica. Esse termo refere-se à potência elétrica por unidade de área ($\frac{kVA}{km^2}$ ou $\frac{MVA}{km^2}$), podendo ser o consumo médio estatístico da quantidade de energia elétrica demandada por parte de todas as classes de usuários que se encontram na subárea ou a capacidade de potência elétrica instalada por unidade de área. A escolha de cada uma das opções antes mencionada depende das informações disponíveis e do nível de confiança dessas informações. O uso deste termo é uma forma apropriada para relacionar a capacidade do sistema de distribuição e o uso da potência fornecida (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983).

Em geral, em cidades com um só centro econômico ou centro de atividades, pode-se observar que a maior densidade de carga se encontra no espaço urbano ocupado pelo centro de atividades e, à medida que se afasta deste, a densidade de carga diminui (WILLIS, 2002). Por outro lado, é possível observar na periferia de algumas cidades, altas densidades de carga ilhadas que pertencem aos consumidores industriais ou aglomerações de usuários comerciais (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2012c). O padrão espacial da densidade de carga em uma cidade é uma característica própria da mesma, sendo uma função da sua dinâmica de crescimento (WILLIS, 2002). Salienta-se que a visualização de tal padrão depende da resolução espacial utilizada.

2.1.2 Resolução Espacial

A resolução espacial é o nível de detalhe com que se pode observar a distribuição espacial da densidade de carga. Assim, tal resolução é escolhida em função do estudo a ser realizado. Por exemplo, o planejamento de alimentadores é mais sensível às mudanças na localização das cargas. Desta forma, para uma maior precisão, é necessária uma maior resolução espacial (menor tamanho da quadrícula nos métodos de simulação por quadrículas), conforme explicado em Willis (2002). A mudança da resolução espacial não modifica o padrão de consumo dos usuários; o que muda é a forma como o planejador visualiza esse padrão espacial.

Nos modelos de simulação por quadrículas, a resolução espacial define a quantidade de informações necessárias para caracterizar a zona de estudo e o esforço computacional do algoritmo de simulação. Em tais modelos, as quadrículas podem ser quadradas (grades regulares) ou triangulares (grades irregulares), sendo as quadrículas quadradas mais utilizadas em razão da facilidade de implementação computacional do modelo.

No processo de inferência dos resultados obtidos pelos métodos de simulação por quadrícula, os planejadores devem ter em consideração que tais inferências podem mudar segundo a forma de como as informações estão agrupadas nas quadrículas. Assim, dois problemas podem surgir. Por um lado, encontra-se o problema de resolução, no qual os dados podem ser agrupados em diferentes resoluções espaciais, modificando as estatísticas descritivas dos dados para cada resolução; por outro, o problema de zoneamento, que se apresenta quando em uma mesma resolução espacial os limites das áreas são modificados, o qual é possível quando se trabalha com grades irregulares (quadrículas triangulares ou polígonos irregulares).

O problema relacionado com as inferências realizadas sobre os resultados de modelos que utilizam dados agregados é conhecido na área de análise espacial como falácia ecológica. Por outro lado, o problema associado às diversas formas de como esses os dados são agrupados é conhecido como o problema da unidade de área modificável (MAUP). Estes problemas são fenômenos próprios dos dados agrupados e não podem ser eliminados completamente, porque aparecem no uso de dados agregados (LONGLEY; BATTY, 1996).

Pesquisadores da área de análise espacial recomendam considerar a escala mais desagregada possível e utilizar técnicas de agrupamento ou de otimização combinatória, para obter áreas mais agregadas segundo o fenômeno em estudo (DRUCK et al., 2004). Portanto,

devem-se aplicar as recomendações antes mencionadas para a escolha de uma adequada resolução espacial nos estudos de previsão espacial de carga (MELO et al., 2014).

Na literatura especializada, são poucos os modelos encontrados para determinar uma resolução espacial para os métodos de simulação por quadrícula, utilizados na previsão espacial de carga. Os pesquisadores e empresas de distribuição têm considerado uma resolução espacial segundo o nível de agregação de suas informações disponíveis para realizar a previsão espacial de carga. Por exemplo, utilizando a resolução do zoneamento da cidade (YANG et al., 2008) ou resolução da imagem de satélite do uso de solo (VASQUEZ-AMEZ et al., 2008).

2.1.3 Polo Urbano

Nas cidades modernas, algumas classes sociais preferem localizar-se o mais próximo possível do centro da cidade ou centros de atividades, tanto para oferecer seus produtos ou para adquirir outros. Desta forma, esse centro constitui-se no foco principal da cidade e nele podem-se concentrar as principais atividades comerciais, de serviço, da gestão pública e privada, e/ou os terminais de transportes inter-regionais e interurbanos (BATTY, 2007). Em algumas cidades do mundo, esse centro se destaca na paisagem da cidade pelas construções verticais que se encontram nela (ALMEIDA, 2007). Igualmente, a localização do centro de atividades pode coincidir com o centro geográfico da cidade (BATTY, 2007).

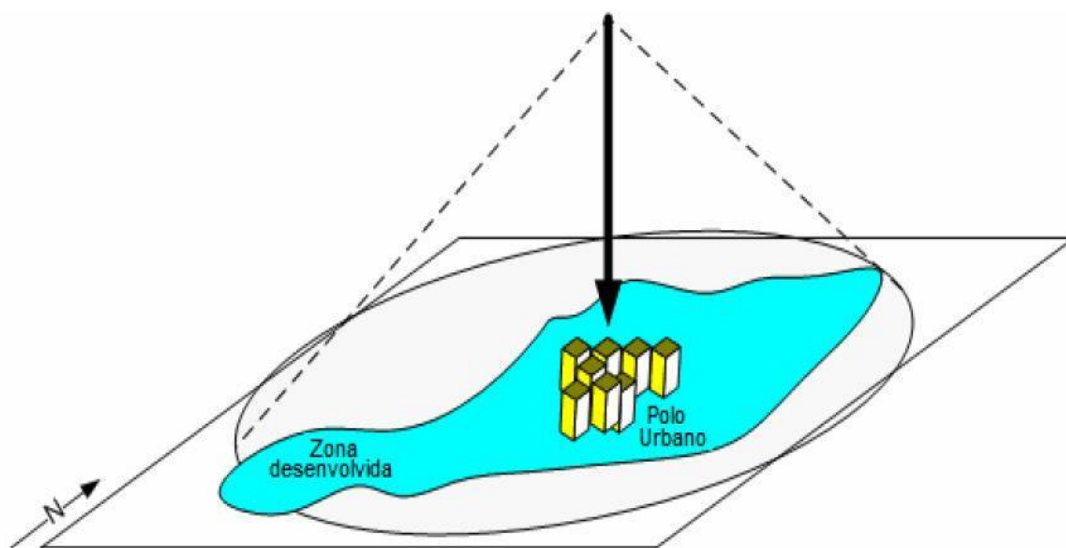
Em geral, para representar a preferência dos habitantes de morar o mais perto possível do centro de atividades, é utilizado o modelo de polo urbano ou modelo de gravidade (Figura 1). O polo urbano modela a influência de atrair outros habitantes para a localização de um lugar específico. A influência do polo urbano é maior no centro de sua localização e vai diminuindo à medida que a distância a ele aumenta.

Segundo Willis (2002), existem duas considerações envolvidas na modelagem de polos urbanos, as quais são descritas a seguir:

1. A influência do polo urbano é modelada através de uma função de gravidade, a qual é inversa da distância, não necessariamente proporcional. Desta forma, o modelo é aplicado para representar a influência em lugares próximos e também longe.

2. A localização do polo urbano pode ser no centro da cidade ou nos centros de atividades, caso existam outros locais na cidade que se comportam como polos atraentes ou repelentes para os habitantes. Para o caso onde a influência se concentra unicamente no centro de atividades, assume-se que a mesma é maior do que outro polo existente na cidade ou a cidade só tem um polo urbano.

Figura 1 – Influência decrescente com a distância ao polo urbano.



Fonte: Adaptado por Carreno (2008).

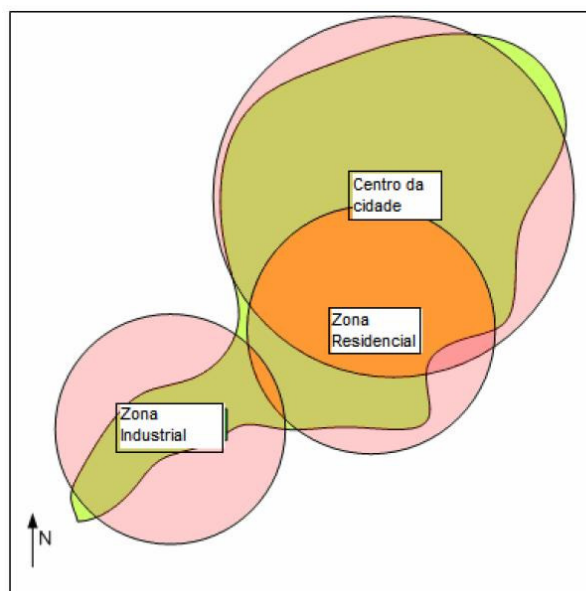
O polo urbano é interpretado e aplicado como um modelo de preferência dos residentes para estar perto das principais atividades econômicas, laborais, de lazer, entre outras. Mas na maioria das cidades, essa preferência não pode ser normalmente materializada, em virtude de não existir mais espaço disponível e, portanto, os moradores são forçados a escolher uma localização retirada do polo urbano, porém ficando o mais próximo possível, em termos práticos, de acordo com as circunstâncias.

Para Willis (2002), o termo “distância”, utilizado no modelo de polo urbano, deve ser considerado como o tempo de viagem de carro ou meio de transporte público, não como uma distância linear entre dois pontos. Entretanto, para simplificar os cálculos, pode ser assumido que o tempo de viagem seja proporcional à distância linear entre dois pontos. Isto é verdadeiro especialmente para cidades pequenas e médias, onde o sistema viário não é muito complexo. Esta simplificação apresenta bons resultados para cidades com uma população menor que um milhão de habitantes.

Na modelagem adotada para cidades com vários polos urbanos, o centro da cidade é considerado como o principal centro de atividades, e os demais polos são representados por grandes áreas industriais, centros de negócios, centros de comércio e outros. Em geral, esses polos referem-se a qualquer área que represente uma grande concentração de emprego ou atividade comercial. A título exemplificativo: o Programa ELUFANT (GREGG, 1978) simulou o crescimento espaço-temporal da densidade de carga para a cidade de Houston considerando 11 centros de atividades, cada um com uma característica de polo urbano.

No caso de vários polos, a influência na área de interseção de um polo com outro é aditiva. Assim, pode ser modelada a preferência dos habitantes de estar perto de vários polos ao mesmo tempo (Figura 2).

Figura 2 – Mapa da região considerando diferentes polos urbanos.



Fonte: Carreno (2008).

O modelo de polo urbano é um modelo que provém da área de planejamento urbano. Como explicado em Willis (2002), vários dos modelos utilizados na simulação do crescimento da densidade de carga provém da área urbanística. Nos modelos de simulação utilizados na previsão espacial, são empregados os termos *consumidores* ou *usuários* para referirem-se aos habitantes de uma cidade, os quais são clientes das empresas de distribuição de energia. Considerando que o método proposto é apresentado do ponto de vista do planejamento da expansão das empresas de distribuição de energia elétrica, neste trabalho serão utilizados os termos antes mencionados na explicação das dinâmicas urbanas.

2.2 CAUSAS DO CRESCIMENTO DA DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA

Duas principais razões originam o crescimento ou mudanças no consumo de energia elétrica na cidade. Por um lado, tem-se o incremento do número de consumidores na área de concessão em razão do crescimento natural ou expansão das cidades e, por outro, os fatores externos que podem realizar mudanças no consumo de energia elétrica de cada consumidor, como: incremento nos salários dos consumidores, mudanças no preço da energia elétrica, entre outros. A seguir serão explicadas estas razões:

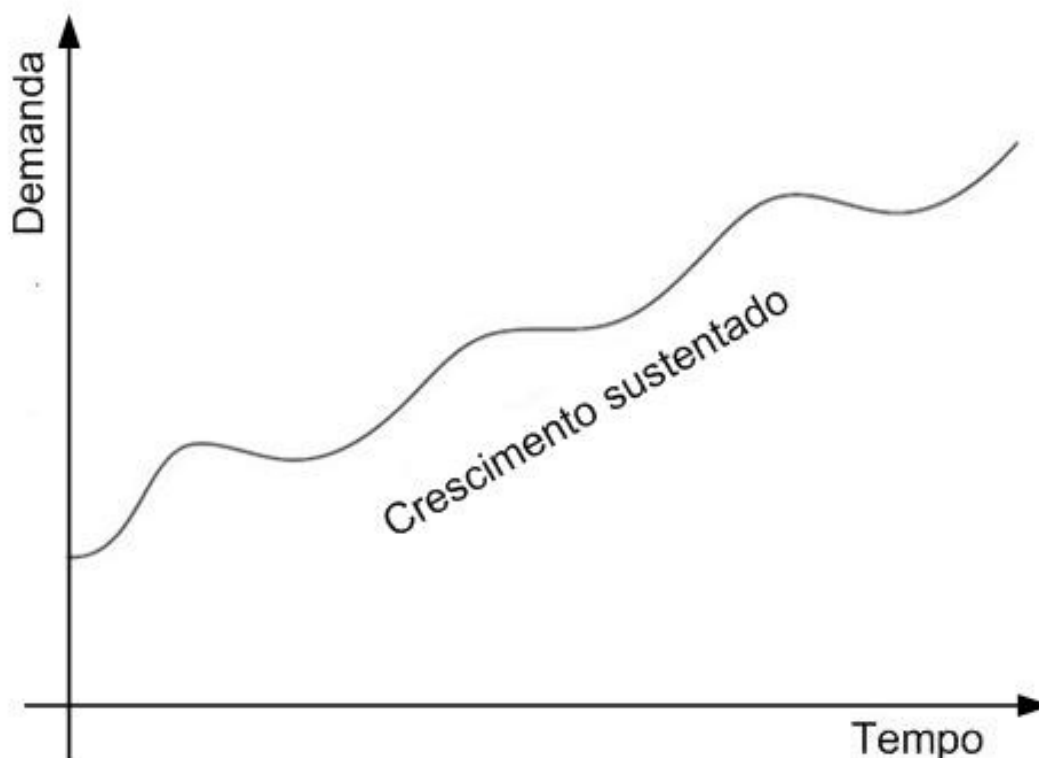
1. Novos consumidores ou usuários são adicionados ao sistema de distribuição devido a migrações dentro da cidade ou crescimento natural da cidade, resultando no povoamento de subáreas disponíveis e, desta forma, refletindo na eletrificação de subáreas que não contavam com energia elétrica (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2012b). Além disso, em algumas cidades pode-se observar que, em vez de se povoar subáreas disponíveis, são realizadas construções verticais para moradias ou escritórios, o que origina um incremento local da densidade populacional (ALMEIDA, 2007);
2. Mudanças no uso da energia acontecem em economias em desenvolvimento ou em países com incremento da renda per capita. Esse incremento origina a aquisição de novos aparelhos elétricos e equipamentos para casas e escritórios. Em países desenvolvidos, tem-se um incremento da eficiência dos aparelhos elétricos, o que pode originar uma diminuição no consumo de energia elétrica (WILLIS, 2002). Além disso, novas formas de tarifação de energia elétrica podem ser impostas, a fim de controlar o comportamento dos usuários com o intuito de diminuir o consumo da energia elétrica em horários de maior carregamento do sistema elétrico, como é o caso da nova lei de tarifação dos consumidores de baixa tensão no Brasil. Essa lei cria uma nova tarifa elétrica, chamada tarifa branca, na qual o preço da energia elétrica é maior para os horários de maior carregamento do sistema elétrico (ANEEL, 2010).

O crescimento da demanda elétrica muda de um ano a outro por um dos fatores mencionados ou pela combinação destes fatores. A forma de como caracterizar esse crescimento no tempo é mostrada na seção subsequente.

2.3 CARACTERIZAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA

Quando é analisado o comportamento do crescimento da demanda de energia elétrica para toda a área de concessão, pode-se observar que a curva da demanda máxima do sistema elétrico de distribuição é uma função contínua e com tendência linear. Em países com grandes economias em desenvolvimento, como é o caso dos BRICS (MINISTRY OF FINANCE, 2012), a demanda elétrica do sistema pode crescer ano a ano com uma taxa de crescimento constante, como se ilustra na Figura 3.

Figura 3 – Crescimento esperado para toda a área de serviço em países em desenvolvimento.

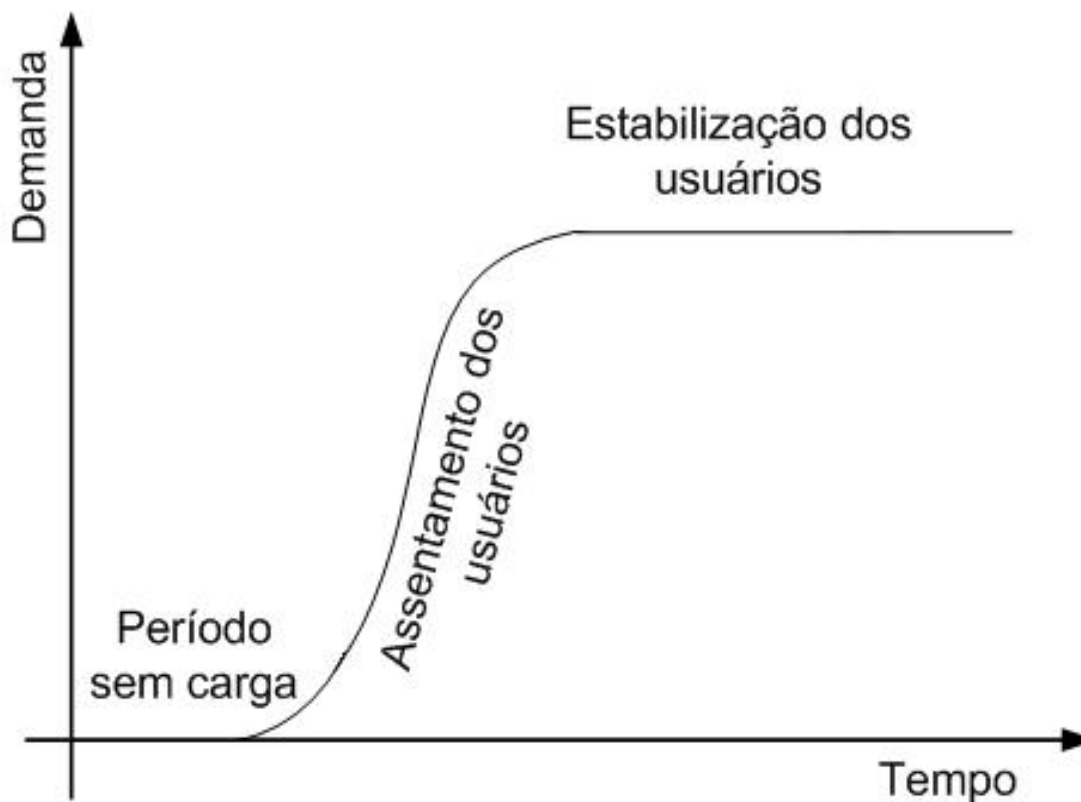


Fonte: Carreno (2008).

Por outro lado, quando se começa analisar o comportamento da demanda elétrica em pequenas subáreas, pode-se observar que a curva de demanda não é linear. A forma da curva de demanda para pequenas subáreas é conhecida como curva de Gompertz ou comumente conhecida como curva “S”. Em geral, essa curva é utilizada para caracterizar o comportamento do crescimento histórico da demanda no nível de subáreas para os cálculos

elétricos nos alimentadores e subestações (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983). A Figura 4 ilustra esse crescimento histórico para uma subárea.

Figura 4 – Crescimento esperado no nível de subáreas.



Fonte: Adaptado de Carreno (2008).

Na curva “S” da Figura 6, podem-se distinguir três distintos períodos no decorrer dos anos:

1. Sem carga ou inativo: período antes da chegada de consumidores na subárea. Desta forma, a subárea encontra-se esperando a chegada de consumidores. Algumas vezes, as subáreas podem estar ocupadas com só por cargas de iluminação pública, mas esse consumo é muito baixo comparado o consumo do período seguinte.
2. Crescimento em rampa ou assentamento dos usuários: neste período o crescimento da demanda é rápido, como consequência da compra de aparelhos elétricos por parte dos novos consumidores que ocuparam a subárea.
3. Saturação ou estabilização dos usuários: o crescimento da demanda é baixo comparado com o período anterior, isto é, os usuários não desejam adquirir novos

aparelhos devido ao atendimento de suas necessidades. Igualmente, o crescimento da demanda na subárea pode ser baixo por não ter mais solo disponível para outros usuários. Portanto, o crescimento de demanda está em função dos consumidores existentes na subárea.

Observando cada curva em forma de “S” de todas as subáreas da cidade, pode-se afirmar que o tempo no qual uma subárea passa por período sem carga a um período de crescimento de rampa não necessariamente será o mesmo para todas as subáreas. Além disso, a taxa de crescimento, do segundo período, para cada subárea pode ser diferente. Desta forma, cada subárea pode ter uma curva “S” diferente das outras áreas. No entanto, na análise de toda área da cidade, ou seja, quando são consideradas todas as subáreas, a curva de demanda máxima será uma curva contínua, similar à curva mostrada na Figura 5, por causa da existência de subáreas no período de crescimento de rampa. A tendência contínua ano a ano, para todo o sistema ou zona de estudo deve-se ao fato que as subáreas sem carga estão recebendo carga, mudando para um período de rápido crescimento e, desta forma, estão contribuindo para o crescimento contínuo da demanda elétrica na área de serviço.

Os planejadores das redes elétricas de distribuição precisam identificar as subáreas que se encontram no período de crescimento rápido e aquelas que apresentam um crescimento estável. Isto permitirá um melhor direcionamento da construção de novas instalações e/ou reforços do sistema de distribuição para suprir a demanda elétrica das subáreas que apresentem um incremento na sua carga.

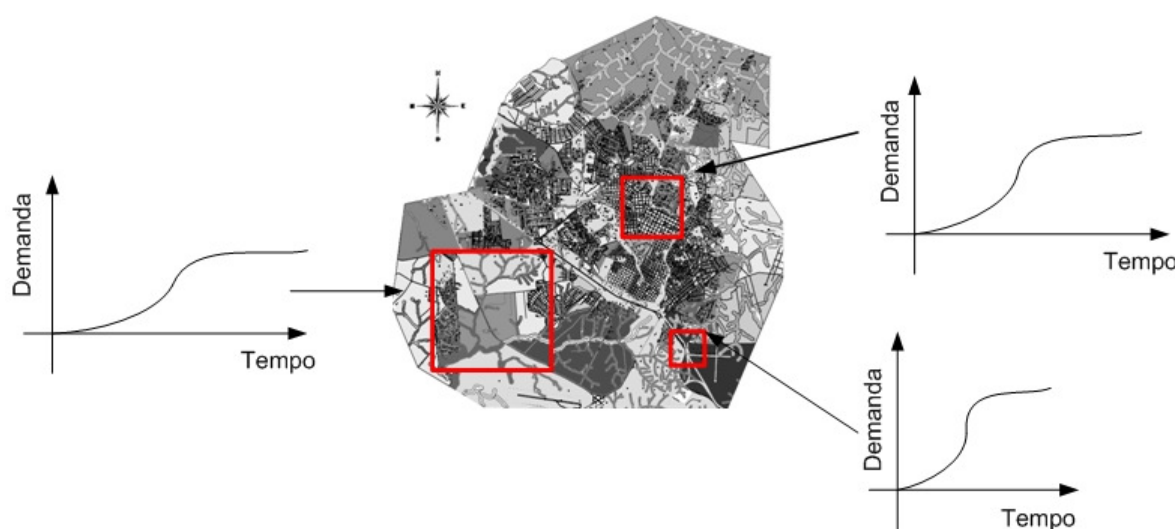
Por outro lado, deve-se considerar que a forma da curva “S” varia de uma resolução espacial a outra, conforme explicado por Willis e Northcote-Green (1983), os quais mostram várias resoluções espaciais para análise espacial de um sistema de distribuição. Uma ilustração de como varia a forma da curva “S” pode ser observada na Figura 5, na qual são mostradas três resoluções espaciais.

Em Willis e Northcote-Green (1983), foram explicadas algumas considerações que o planejador das redes elétricas de distribuição deve considerar sobre a curva “S” e a resolução espacial, as quais são:

1. A curva “S” caracteriza melhor o comportamento da demanda à medida que se aumenta a resolução espacial (diminuição da área das subáreas).

2. À medida que a zona de estudo é dividida em subáreas menores, o número de subáreas sem carga, e aquelas subáreas que não têm probabilidade de receber carga (subáreas com alguma barreira para receber carga) aumentam.
3. A taxa de crescimento para subáreas que passam de um período sem carga a um período com rápido crescimento aumenta à medida que se aumenta a resolução espacial.

Figura 5 – Três diferentes resoluções espaciais e suas respectivas curvas em forma de “S”.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Em Willis (2002), foi explicado que a experiência em pesquisas na área de previsão espacial de carga tem mostrado que a utilização da curva “S” pode caracterizar corretamente o comportamento da demanda elétrica no nível de subáreas, ou seja, a análise temporal do incremento da densidade de carga. No entanto, o tempo no qual se dará o crescimento da demanda elétrica é difícil de determinar. Isto é, o tempo no qual uma subárea passa de um estado sem carga a um estado com carga é difícil de prever. Deste modo, o mais imprevisível no estudo no nível de subáreas é o tempo exato do crescimento da subárea devido à natureza estocástica dos usuários das redes de distribuição (WILLIS, 2002). Esse é um grande desafio para os engenheiros de planejamento das redes elétricas de distribuição, que precisam definir a construção de novas linhas, subestações ou equipamentos elétricos a ser instalados com a capacidade necessária no ano requerido.

Como é ilustrado na Figura 6, o crescimento da demanda elétrica para uma subárea começa com um período de espera de carga. Logo, passa a um período de rápido crescimento de carga até um período de saturação. Em seguida, a demanda elétrica se expande a outra

subárea, que pode ser ou não adjacente à primeira subárea. O termo expandir antes mencionado é utilizado por pesquisadores de previsão espacial de carga para referir-se à dinâmica dos usuários de ocupar outras subáreas; salienta-se que o processo dinâmico do crescimento da carga é em razão da dinâmica dos usuários do sistema elétrico. Portanto, a demanda elétrica ou densidade de carga não tem dinâmica própria.

Em Willis e Northcote-Green (1983), foi mostrado que para diversos intervalos de tempo t , o comportamento de crescimento da demanda nas subáreas segue um padrão espacial influenciado pelo caráter estocástico dos usuários das redes de distribuição, dificultando a determinação do crescimento de cada subárea, mas essa dificuldade pode ser superada através de modelos de simulação do crescimento da demanda elétrica que considerem uma aleatoriedade controlada para o desenvolvimento das subáreas (CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2010). Uma visão geral da modelagem seguida pelos modelos de simulação encontrados na literatura especializada será apresentada na seguinte seção deste capítulo.

2.4 MÉTODOS DE SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA

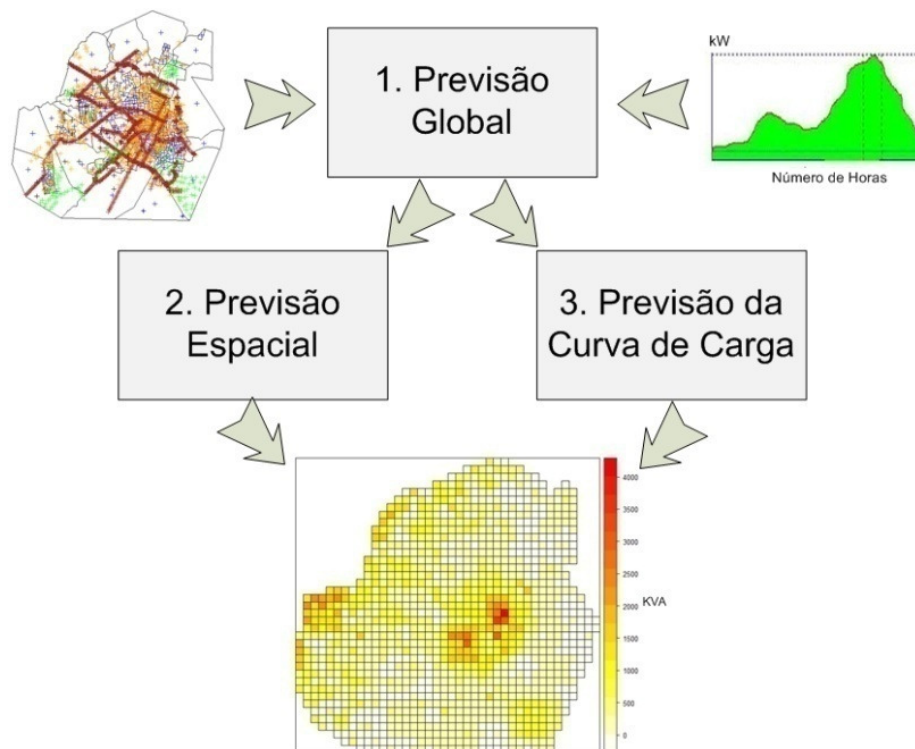
Os métodos de simulação do crescimento da densidade de carga têm a vantagem de mostrar aos planejadores as subáreas que apresentarão um incremento na sua densidade de carga. Em Willis (2002), foi exposto que os métodos de simulação podem modelar o crescimento de carga considerando as mudanças no número de consumidores e no consumo de cada consumidor. A caracterização dessas mudanças permite a visualização do comportamento dinâmico do crescimento de carga. Uma estrutura geral dos métodos de simulação, considerando uma abordagem de cima para baixo, é mostrada na Figura 6.

Os dados de entrada para o método apresentado na Figura 6 são a localização inicial dos consumidores e a curva de demanda para cada consumidor. A seguir, serão explicados os passos ou blocos desse método:

1. Previsão global: neste passo, é determinado o incremento total de consumidores que se espera no sistema de distribuição para o período de estudo.
2. Previsão espacial: consiste em estimar as subáreas nas quais podem ser alocados os novos consumidores.
3. Previsão da curva de carga: na qual são estimadas as mudanças que podem determinar a curva de demanda de cada subárea. Alguns pesquisadores podem

considerar esta etapa como a previsão temporal do método, em razão do uso de técnicas de análise temporal (WILLIS, 2002).

Figura 6 – Estrutura geral dos métodos de simulação do crescimento da densidade de carga.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

A combinação dos passos 2 e 3 será o resultado do crescimento da carga na área de estudo para o período do planejamento requerido. Esses passos podem ser realizados de forma separada ou ao mesmo tempo, dependendo da metodologia seguida ou critérios seguidos no método de simulação escolhido (WILLIS, 2002).

Atualmente, o uso de sistemas de informação geográfica – SIG no processo de planejamento de expansão e operação das redes elétricas (RAMÍREZ-ROSADO et al., 2005; WANG et al., 2009; NETTO, 2010; TRIPLETT; RINELL; FOOTE, 2010), facilita a criação de base de dados geográficos para a implementação de diversos modelos de simulação do crescimento da carga. A seguir, serão mostradas algumas técnicas ou metodologias encontradas na literatura especializada para realizar a simulação do crescimento da densidade de carga.

2.4.1 Reconhecimento de Padrões Espaciais

O reconhecimento de padrões é utilizado para determinar como uma subárea é influenciada por fatores da sua vizinhança e, assim, determinar um padrão que permita classificar uma região em um possível uso do solo. Em geral, nesta técnica é considerada a proximidade às infraestruturas da cidade. Por exemplo, para alguns consumidores de classe comercial, estar longe da região de maior concentração de lojas que oferecem os mesmos produtos é interessante, pois diminui a concorrência de seus produtos. As rodovias são fatores importantes na preferência dos consumidores de classe industrial, por causa da facilidade de transportar seus produtos; no entanto, sob alguns aspectos, é um fator negativo para a classe residencial devido ao barulho e à poeira constante. Assim, os grupos sociais escolhem uma subárea considerando proximidades às infraestruturas urbanas e outros grupos sociais. Essas proximidades podem criar aglomerados espaciais, resultando em um padrão espacial da distribuição de habitantes na cidade (MAKSE et al., 1998).

A primeira etapa no estudo de reconhecimento de padrões na cidade é estabelecer quais variáveis serão analisadas e seus valores. Nesse contexto, uma variável pode ser nominal ou categórica. As variáveis nominais podem ser quantificadas. Já as variáveis categóricas são qualitativas e podem ser representadas por expressões linguísticas. No entanto, às vezes são utilizadas faixas discretas para poder quantificá-las. Segundo Willis (2002), essas variáveis podem ser classificadas em três tipos:

1. Variáveis locais: são atributos próprios de cada subárea, relacionados com a facilidade do terreno para construção e a disponibilidade de serviços públicos, como a água. Outros atributos que podem ser importantes, dependendo do entorno, são os atributos estéticos, os quais podem ser classificados como variáveis categóricas.
2. Variáveis de distância: são funções que levam em consideração a localização da variável, a fim de medir sua influência sobre outras variáveis. Nesse contexto, as distâncias podem ser calculadas considerando fatores lineares ou não lineares para expressar a importância que pode ter uma variável em relação a uma distância maior ou menor.
3. Variáveis de vizinhança: medem as influências que dependem das quantidades de determinados atributos nos arredores. Por exemplo, a quantidade de desenvolvimento residencial, industrial e comercial na vizinhança de cada subárea.

O padrão espacial emerge por causa da interação entre as classes de consumidores no decorrer do tempo. Por exemplo, os maiores desenvolvimentos comerciais só são possíveis quando o desenvolvimento residencial em uma área alcançou uma determinada meta. Desta forma, na distribuição espacial, subáreas próximas às cargas residenciais (com um meio desenvolvimento) podem apresentar desenvolvimento comercial. Por outro lado, uma grande quantidade de uso de solo industrial pode atuar como uma força repulsiva para o desenvolvimento residencial e comercial. Desta forma, cargas industriais ilhadas podem ser encontradas na distribuição espacial, ou seja, afastadas das subáreas residenciais e comerciais da cidade.

Na literatura especializada, existem poucas técnicas de reconhecimento de padrões espaciais que tenham sido aplicadas em estudos de previsão espacial de carga, sendo Willis (2002) a única fonte que explique como realizar esse reconhecimento de padrões ou análise exploratória. Em virtude das características do problema de reconhecimento de um padrão espacial, na cidade podem ser utilizadas técnicas de análise espacial, como será mostrado no Capítulo 4.

Por outro lado, outras técnicas que consideram a preferência dos usuários e a proximidade das infraestruturas na cidade são as técnicas de mapas de preferência. Embora, os mapas de preferências e técnicas de reconhecimento de padrões espaciais utilizem as mesmas variáveis de entrada para a análise exploratória, os mapas de preferência não consideram a existência de um padrão espacial na cidade, como será mostrado na seguinte seção.

2.4.2 Mapas de Preferência

Os mapas de preferência são utilizados no processo de estimação da localização de novas cargas na área de estudo. Assim, esses mapas ilustram, para cada subárea, a probabilidade de alguma mudança na sua densidade de carga. Igualmente, esses mapas procuram caracterizar as preferências dos grupos sociais por cada subárea ou preferência por uma classe de uso do solo.

Diferentes metodologias têm sido utilizadas para obter esses mapas de preferências, como uso da lógica nebulosa para considerar a proximidade às infraestruturas da cidade ou de interesse, a fim de determinar as subáreas com maior preferência para cada classe de consumidor (CHOW; TRAM, 1997b); mineração de dados para realizar uma extração de conhecimento sobre dados históricos da cidade a fim de determinar quais são as subáreas com

maior ponderação ou maior preferência por parte dos usuários (WU; LU, 2002); utilização de um algoritmo evolutivo para criar regras de crescimento de desenvolvimento da cidade, sendo que esse algoritmo procura determinar regras no processo de ocupação do uso do solo para modelar a característica estocástica da preferência dos usuários por determinadas regiões (CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2008).

É importante enfatizar que as técnicas antes mencionadas são diferentes das técnicas utilizadas na análise espacial (BAILEY; GATRELL, 1995), porque no processo de geração de mapas de preferência não é considerada a existência de um padrão espacial na cidade. Essa consideração é uma particularidade das técnicas de reconhecimento de padrões espaciais.

Os mapas de preferência têm sido empregados como dados de entradas para diferentes métodos de simulação. Um dos primeiros modelos encontrados na literatura especializada é o método de simulação manual explicada em detalhe em Willis (2002).

2.4.3 Método de simulação manual

O método de simulação manual procura determinar fatores lineares associados a quantidade de energia elétrica demandada pela classe de usuário na área de estudo. Desta forma, é possível determinar uma demanda elétrica média por classe de usuário. Logo, identifica-se a localização dessas classes de usuário na área de serviço, para determinar a extensão de área ocupada por classe, e consequentemente, é possível determinar a densidade média de carga (demanda elétrica por unidade de área) para cada classe de usuário e o uso do solo na área de estudo.

No método de simulação manual, é considerada a experiência dos planejadores, informações históricas da cidade e conhecimento de projetos futuros na cidade, entre outras informações disponíveis. Todas essas informações são aproveitadas pelo planejador a fim de estimar o crescimento esperado na cidade e, assim, estimar o número de subáreas que serão desenvolvidas e suas localizações na cidade.

Desta forma, podem ser utilizados os dados de densidade de carga por classe de usuário e o número estimado de subáreas que serão desenvolvidas, para combiná-los linearmente e obter matrizes de entrada – saída, as quais determinarão o crescimento de uma classe por causa do desenvolvimento de outra. Isto é, essas matrizes consideram que o desenvolvimento de uma classe pode ser como consequência da influência de outra classe. Por exemplo, quando uma indústria chega a uma cidade, gera um aumento no consumo da classe industrial; a demanda da classe residencial será incrementada devido ao fato que

precisará de novas moradias para os novos trabalhadores da indústria; esses novos empregados também precisarão de bens e serviços, o qual será refletido em um aumento da demanda da classe comercial. A matriz de entrada – saída é uma forma de como organizar as informações para cada classe de usuário. Também ajuda na determinação de cenários de crescimento considerando diferentes fatores.

O método de simulação manual foi muito utilizado pelas empresas do setor elétrico antes da evolução de ferramentas computacionais e da incorporação dos sistemas de informação geográfica nos estudos de planejamento (WILLIS, 2002). Além disso, esta simulação considera a cidade como um ente estático, ou seja, não é caracterizado o crescimento dinâmico da cidade. Assim, construções verticais ou mudanças de uso do solo dificilmente podem ser caracterizadas com este método, pois se considera que não existem transições (mudanças) de uso do solo durante o tempo de estudo. Em sistemas de distribuição reais, alguns usuários podem passar da classe residencial para comercial ou algumas edificações térreas ou assoladas podem converter-se em prédios comerciais, e essas mudanças dificilmente serão caracterizadas por este modelo.

Desta forma, em razão do crescimento dinâmico das cidades, nos últimos anos as empresas de distribuição de energia elétrica têm utilizado métodos de simulação por quadrículas para realizar a simulação do crescimento da carga elétrica nos estudos de planejamento da expansão das redes elétricas. Esses métodos agrupam metodologias que dividem a área de estudo em quadrículas, sendo os mais conhecidos os autômatos celulares e os sistemas multiagentes. Tais métodos são utilizados em diversas áreas de conhecimento (BATTY, 2007), como será mostrado na seção subsequente.

2.4.4 Métodos de simulação por quadrícula

Os métodos de simulação por quadrícula, também conhecidos como modelos celulares na área de planejamento urbano, têm sido aplicados em muitas áreas do conhecimento com o intuito de caracterizar diversas dinâmicas criadas pelos indivíduos que habitam em uma cidade (BATTY, 2007), tais como: determinação do padrão espacial dos habitantes (MAKSE et al., 1998); simulação das mudanças de uso solo em áreas urbanas (ALMEIDA, 2004) e simulação do tráfego de veículos (KHALESIAN; DELAVAR, 2008). Embora os modelos antes mencionados não tenham uma aplicação direta na simulação do crescimento da densidade de carga, esses modelos serviram de inspiração e motivação para pesquisadores da área de previsão espacial, com o intuito de modificar ou adaptar tais modelos para realizar a

simulação do crescimento de carga (MELO, 2010). Neste trabalho, optou-se por denominar os métodos que dividem a zona de serviço por uma grade regular como “*método de simulação por quadrículas*”, em vez de “*modelos celulares*”, com o intuito de um melhor entendimento da modelagem seguida por estes métodos por parte dos planejadores das empresas de distribuição de energia elétrica. Em geral, o termo “*quadrículas*” é utilizado nos estudos de expansão dos sistemas de distribuição conforme mostrado em Kagan e Bovolato (2003), Corrêa (2003), Fernandez et al. (2012) e Silva et al. (2012).

Os métodos de simulação por quadrículas fundamentam-se no conceito de emergência, o qual pode ser definido como o processo de formação de padrões complexos a partir de uma multiplicidade de interações simples. Isto é, os elementos relativamente simples ao interagirem entre si dão lugar a comportamentos complexos. Essa emergência aparece em situações onde um número suficientemente grande de variáveis, inicialmente independentes, começa a interagir umas com outras provocando mudanças. Desta forma, a emergência ajuda a explicar que todo sistema exhibe padrões e estruturas que surgem espontaneamente do comportamento das partes (HAYLES, 1990). Nesse contexto, esses métodos utilizam regras simples que vão modificar os estados das quadrículas no processo iterativo, com o intuito de reproduzir o padrão espacial emergente do fenômeno em estudo.

Desta forma, a emergência é o marco teórico para descrever comportamentos de sistemas complexos. Tais sistemas são caracterizados por ter múltiplos componentes ou unidades de interação. Assim, esses sistemas têm uma propriedade que deriva dos comportamentos individuais de seus componentes. O comportamento de um sistema complexo é dinâmico e interligado. Portanto, uma mudança em uma de suas variáveis, por menor que seja, causa uma variação nas outras variáveis. Assim, pode-se considerar que um sistema complexo tem uma dinâmica própria e com propriedades emergentes (BATTY; TORRENS, 2005).

Alguns pesquisadores de planejamento urbano têm considerado a cidade como um sistema complexo. Nesse contexto, métodos por quadrículas têm sido empregados para estudar e compreender as dinâmicas urbanas (GILBERT; CONTE, 1995). Esses métodos consideram o marco espacial, no qual os habitantes realizam suas atividades dentro de uma grade, similar a um tabuleiro de xadrez. Desta forma, a caracterização espacial desses métodos permite modificá-los para poder realizar a simulação do crescimento da densidade de carga (MELO, 2010).

Os métodos de simulação por quadrícula mais conhecidos e utilizados na simulação do crescimento da densidade de carga são fundamentados nos modelos de autônomos celulares e nos sistemas de agentes.

2.4.4.1 *Modelo de autômatos celulares*

Os autômatos celulares foram desenvolvidos por John Von Neumann e Stanislaw Ulam na década de 1940 (VON NEUMANN, 1966). Von Neumann introduz o conceito de autômato celular como uma estrutura matemática, na qual é possível estudar a organização existente nos processos biológicos de autorreprodução celular. No entanto, foi somente na década de 1970 que John Horton Conway desenvolveu uma aplicação prática dos autômatos celulares com seu famoso Jogo da Vida (GARDNER, 1970).

O Jogo da Vida é um autômato celular bidimensional em que cada célula ou quadrícula somente pode estar em um estado (viva ou morta). Para que uma célula nasça, sobreviva ou morra, é necessário um conjunto de regras. Estas regras são aplicadas a todas as células da grade para determinar os estados de cada célula na próxima geração. O estado de cada quadrícula depende de seu estado atual e do estado das quadrículas vizinhas. A grade é atualizada contendo as células que nasceram, sobreviveram ou morreram.

Do ponto de vista matemático, os autômatos celulares são parte dos sistemas dinâmicos discretos. Nesse caso, entende-se por sistema a união de várias partes de forma organizada, de tal maneira que cada uma das partes interagem mutuamente pelo fato de pertencerem ao sistema. Por outro lado, são sistemas dinâmicos porque a união dessas partes realiza alguma tarefa no decorrer do tempo. Enquanto que são discretos no sentido de que a evolução, mudança de um estado a outro, no tempo e no espaço é feita através de passos finitos e contáveis. É importante fazer menção que a definição clássica de autômatos celulares tem de cumprir a característica de estado discreto, caso não se cumpra essa característica o autômato celular é chamado como modelo de espaço celular (ALBIN, 1975).

Os autômatos celulares modelam dificuldades ou fenômenos complexos que acontecem simultaneamente no espaço e no tempo. As ideias básicas na modelagem com autômatos celulares são as seguintes:

1. Muitos fenômenos do mundo real são inerentemente complexos.
2. É possível compreender a dinâmica global dos sistemas complexos através do comportamento individual de seus elementos menores.

3. Esses elementos seguem regras simples de comportamento.
4. A dinâmica e a complexidade do sistema surgem pela interação simples entre os indivíduos, devido ao fato que as interações locais conduzem a uma dinâmica global.

A construção de um autômato celular é relativamente simples. Esta começa definindo um conjunto de células, as quais conformarão o espaço celular. Uma célula ou quadrícula é considerada em um lugar dentro do espaço completamente especificado por suas coordenadas. Cada quadrícula é idêntica à outra, e só se diferencia das outras por suas coordenadas. Por outro lado, cada quadrícula pode ter vários estados. Os estados são fenômenos ou ocorrências que também se encontram localizados no espaço e se associam a cada célula. Por exemplo, em uma área urbana, as quadrículas podem representar as subzonas, e os estados podem ser a média do consumo de energia elétrica de cada subzona (CARRENO; ROCHA; PADILHA-FELTRIN, 2011).

Os autômatos celulares têm sido aplicados em diferentes áreas de conhecimento, e a forma de definir as quadrículas pode mudar segundo a aplicação. Por exemplo, de acordo com a ciência da computação, uma quadrícula é um tipo de elemento com memória e sua função é armazenar seus estados, os quais regularmente se codificam através de uma representação numérica; em um caso simples, por exemplo cada quadrícula pode ter os estados 1 e 0. Em representações complexas, as quadrículas podem ter um maior número de estados diferentes. Por outro lado, na área de Urbanismo, as células ou quadrículas representam classes de uso de solo urbano, e as regras de formação tratam de caracterizar o comportamento dinâmico dos habitantes na cidade (BATTY, 2007).

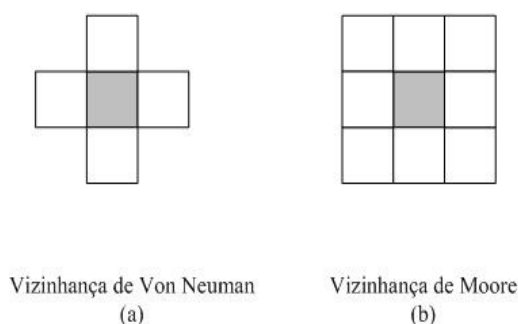
As quadrículas se acomodam em um arranjo espacial. O arranjo mais simples é o unidimensional, o qual significa que todas as quadrículas estão acomodadas em uma linha. O seguinte tipo de arranjo é o bidimensional, neste as quadrículas formam uma grade. Podem ser construídos arranjos de mais dimensões. Contudo, os autômatos mais comuns se constroem em uma ou em duas dimensões.

O espaço celular e seus estados associados, em uma unidade de tempo, representam o estado global estático de algum fenômeno. Para introduzir a dinâmica dentro do sistema, é necessário adicionar ao autômato a evolução para os estados das quadrículas. Isto se consegue estabelecendo regras de transição de estados. A função destas regras de transição é definir o estado particular das quadrículas para o seguinte intervalo de tempo. As regras definem o estado de uma quadrícula particular em função das quadrículas vizinhas. Por vizinhança se entende um conjunto de quadrículas no entorno de uma quadrícula particular. Se for

considerado um arranjo bidimensional são comuns as seguintes definições da vizinhança em um espaço bidimensional (TOFFOLI; MARGOLUS, 1987):

1. A vizinhança de Von Neumann encontra-se conformada por quatro quadrículas. Na Figura 7 (a) é mostrada a forma da vizinhança de Von Neumann.
2. A vizinhança de Moore é uma extensão da vizinhança de Von Neumann, a qual contém as outras quadrículas na diagonal, como é mostrada na Figura 7 (b).

Figura 7 – Classes de vizinhança.



Fonte: Wolfram (1994).

Na área de previsão espacial de carga, tem se encontrado diversos autômatos celulares considerando diferentes regras de transição de estados ou critérios para realizar a simulação do crescimento da carga, como considerar que o estado da carga de cada quadrícula encontra-se em função da distância da quadrícula em relação às quadrículas que representam os polos urbanos (YANG et al., 2008); utilizar cadeias de Markov para determinar a probabilidade de mudar o estado de cada quadrícula (HE et al., 2009); incorporar regras de transição para reproduzir a curva “S” em cada quadrícula (CARRENO; ROCHA; PADILHA-FELTRIN, 2011). Os métodos anteriores apresentam a dificuldade de considerar faixas de consumo discretas, características própria dos autômatos celulares, a qual dificulta a quantificação do erro espacial do modelo e, conseqüentemente, a determinação do impacto dos resultados da simulação na tomada de decisão dentro do planejamento da expansão das redes elétricas (WILLIS, 1983). Segundo Willis (2002), o erro do modelo de simulação da densidade de carga não pode ser medido considerando só a localização das subáreas que apresentaram um incremento de demanda, mas também se deve considerar a quantidade de demanda elétrica que identificou o modelo.

Desta forma, o modelo de simulação baseado em autômatos celulares apresenta uma restrição inerente de origem física-matemática, devido a utilização de um conjunto fixo e predeterminado de estados discretos e possíveis das quadrículas. Igualmente, em geral, em cada passo de tempo da simulação realizada pelos autômatos celulares, são consideradas todas as quadrículas da área de serviço, o que dificulta a análise de uma parte de zona de serviço ou a influência de determinadas cargas de interesse nas vizinhanças, ou seja, o modelo de autômatos celulares pode não modelar o crescimento local de polos urbanos em determinadas regiões. Uma forma de caracterizar melhor o crescimento local é aplicando o modelo de agentes (MELO, 2010).

2.4.4.2 *Modelo baseado em agentes*

Os modelos de agentes ou sistemas multiagentes - SMA são um ramo da inteligência artificial distribuída, que pode ser definido como o campo do conhecimento que estuda ou tenta construir conjuntos de entidades autônomas e inteligentes, as quais cooperam umas com as outras para desenvolver um trabalho ou tarefa específica. Estas entidades se comunicam por meio de mecanismos baseados no envio e recepção de mensagens (FERBER, 1999).

Os SMA envolvem o estudo de muitos agentes e suas interações. Os agentes podem ser átomos, animais, pessoas, organizações ou nações. Do ponto de vista da inteligência artificial, um agente pode ser definido como uma entidade, parcial ou completamente autônoma, que atua de modo racional ou reativo em concordância com suas percepções do exterior e o estado de seu conhecimento. No entanto, existem muitas formas de definir um agente, seja quando sujeito ao trabalho que realiza ou ao seu desígnio.

A classificação dos agentes pode ser realizada considerando o papel que estes desempenham dentro de um sistema, sua particularidade, seus objetivos ou metas especiais, sua funcionalidade, suas crenças, sua capacidade de comunicação e de aprendizagem. Existem duas formas diferentes de classificar um agente (FERBER, 1999):

1. Agentes reativos: são aqueles cujas respostas estão fundamentadas nas mensagens do entorno. Além disso, enviam mensagens a outros agentes e atualizam suas representações de entorno de forma continuada. Operam apenas como planos ou regras prefixadas que não podem ser modificadas por eles.
2. Agentes proativos: têm a mesma capacidade que os reativos. No entanto aplicam regras para definir objetivos que consideram suas motivações e necessidades. São

capazes de detectar conflitos em suas metas, estabelecem prioridades e projetam planos para alcançar suas metas. Podem, inclusive, estar informados das metas de outros agentes, de suas ações e intenções.

Os agentes se vinculam em um universo multiagente. Um universo multiagente é um conjunto de agentes acoplados com um conjunto de processos desenvolvidos por estes. Os processos podem acontecer de forma simultânea. No universo multiagente, os agentes compartilham recursos comuns e podem se comunicar entre si. A chave para o desenvolvimento de um universo multiagente é formalizar a coordenação necessária entre eles.

Um SMA deve especificar a classe de organização social que têm os agentes. Esta organização compreende a forma de como um grupo de agentes está constituído em um instante dado, sobre um universo multiagente. A organização social de um SMA está relacionada com a estrutura dos componentes funcionais do sistema a modelar, como são suas características, responsabilidades, necessidades e o modo como se realizam as comunicações no sistema. A organização de um SMA pode ser estática ou dinâmica, específica para cada função ou tarefa de cada agente.

Pode-se considerar que uma sociedade de agentes é constituída por três elementos:

- Um grupo de agentes;
- Um conjunto de tarefas a realizar; e,
- Um conjunto de recursos.

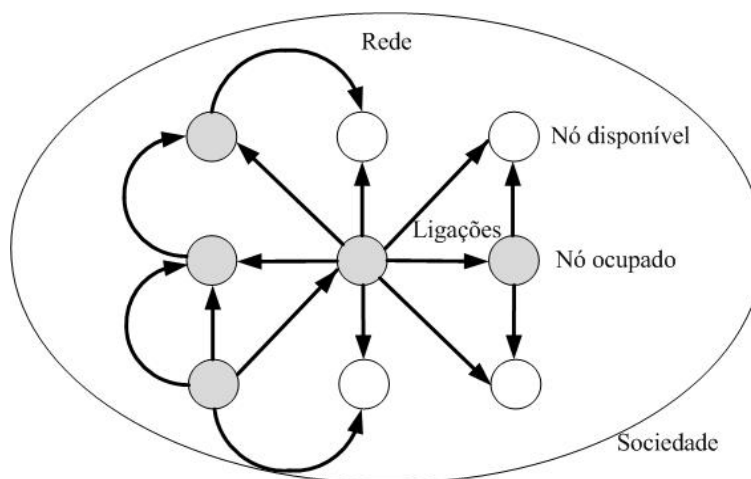
A atribuição de tarefas aos agentes pode ser organizada de várias formas. Um modo é atribuir a execução de cada tarefa para um agente; outra maneira é dividir as tarefas das subáreas, através de algum mecanismo de decomposição de problemas, e essas subtarefas são realizadas pelos diversos agentes. A tarefa que deve realizar um agente dependerá, entre outros fatores, das funções que este agente se apropria do sistema. Para realizar esta, o agente pode necessitar de recursos do sistema. Neste caso, é necessária a coordenação com outros agentes do sistema que desejam usar o mesmo recurso.

Uma sociedade pode ser construída utilizando agentes e estará organizada como uma rede, na qual cada nó representa um agente e as ligações representarão os mecanismos de intercâmbio de informação entre os mesmos como se observa na Figura 8. A partir da organização das ligações, o intercâmbio de informação pode ser realizado diretamente entre agentes, ou indiretamente através de um agente intermediário.

Por outro lado, é necessário utilizar um marco teórico social adequado para poder juntar os conceitos matemáticos e computacionais próprios da teoria dos SMA com os conceitos sociológicos. Existem vários marcos teóricos sociais que se pode utilizar na modelagem, todos estes deparam com as seguintes qualidades:

1. Explicação indutiva dos fenômenos sociais, considerando os comportamentos individuais e interações de baixo nível para então estabelecer a dinâmica global.
2. Ponto de referência socioespacial, por meio da localização e interação espacial dos entes sociais, é parte explícita da teoria.

Figura 8 – Representação de uma sociedade por meio de uma rede de agentes.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

A dinâmica do sistema social está claramente constituída. A existência de vários estados específicos que podem ser perfeitamente localizados no tempo e espaço e, simultaneamente, tem uma razão de troca temporal destes.

Os modelos urbanos de sistemas multiagentes estão baseados na teoria do individualismo. Esta teoria estabelece que todos os conceitos nas ciências sociais sejam analisados, entre outras razões por interesse, atividades e desejos.

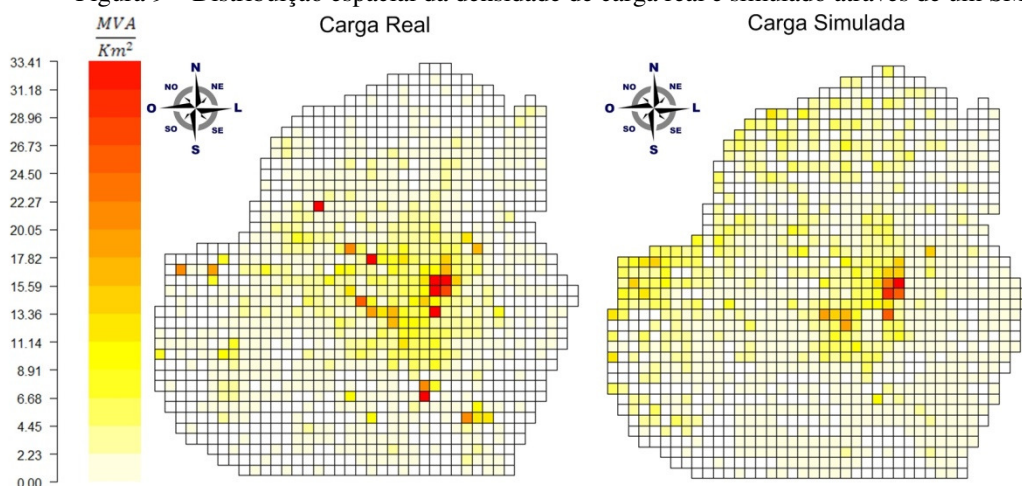
A ideia básica de modelar a complexidade urbana através de SMA é que o comportamento global de um sistema urbano se deriva da integração dos comportamentos locais específicos. O espaço urbano se divide em quadrículas, as quais podem estar vazias ou ocupadas por diferentes tipos de atividades humanas, como comércio, indústria, residência, recreação, entre outras (CLARKE; HOPPEN; GAYDOS, 1996). As quadrículas, em outros casos, podem estar ocupadas por grupos sociais diferenciados entre eles por alguma

característica socioeconômica ou cultural. A dinâmica destas quadriculas é governada por regras de transição. Na maioria dos modelos, estas regras se fundamentam na teoria econômica do uso do solo e/ou na localização espacial das atividades produtivas. Não obstante, em outros modelos, as regras de transição se fundamentam nas observações empíricas da realidade. Portanto, há elementos aleatórios na sua definição, o que permite adicionar um fator probabilístico nesses modelos. Uma característica particular dos sistemas multiagentes é que o estado de cada agente pode ser representado por uma variável nominal contínua. Essa característica de representar o estado como uma variável contínua permite determinar o erro espacial da simulação, seguindo a formulação matemática apresentada por Willis (1983).

Aplicações de sistema multiagente para estudos de previsão de carga podem ser encontrados no trabalho de Melo, Carreno e Padilha-Feltrin, (2012 c), no qual foi desenvolvido um sistema multiagente para modelar diversos comportamentos dos usuários frente a polos atraentes e repelentes, em forma separada e conjunta com o crescimento natural da cidade; em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a), utilizou-se um sistema multiagente para caracterizar o crescimento natural e não-natural da cidade; ainda nesse trabalho, foi aplicada uma análise espacial sobre o erro cometido na simulação da densidade de carga existente.

Embora o sistema multiagente apresente uma boa caracterização do crescimento dinâmico da densidade de carga, a distribuição espacial gerada pelos sistemas multiagentes é uma distribuição espacial mais homogênea (baixa dispersão). Isto não é uma boa caracterização do padrão espacial da densidade de carga, como se mostra na Figura 9. Nessa figura, é apresentada a distribuição real e simulada pelo sistema multiagente explicado no trabalho de Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012a).

Figura 9 – Distribuição espacial da densidade de carga real e simulado através de um SMA.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Os modelos de simulação do crescimento da densidade de carga apresentados em Carreno, Rocha e Padilha-Feltrin (2011) e Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a) consideram um valor médio para a densidade de carga a ser distribuída a cada subárea escolhida pelo modelo, resultando em uma distribuição uniforme e pouco real em algumas regiões próximas ao perímetro urbano da cidade, como se observa na Figura 11. Uma melhor caracterização do padrão espacial da distribuição de densidade de carga pode ser realizada através dos conceitos da geometria fractal, como será mostrado no seguinte capítulo.

3 MODELAGEM DA MORFOLOGIA FRAGMENTADA DAS CIDADES UTILIZANDO CONCEITOS DA GEOMETRIA FRACTAL

O crescimento rápido e o redesenvolvimento presentes nas zonas urbanas têm sido um grande desafio não só para as empresas de distribuição como também para a secretaria de planejamento das cidades. Desta forma, pesquisadores do planejamento urbano têm desenvolvido diversas metodologias para caracterizar o crescimento das cidades, a fim de criar diretrizes para construção das infraestruturas urbanas necessárias para a futura população. Igualmente, essas metodologias procuram mostrar, para os planejadores urbanos, o comportamento da dinâmica urbana existente com o objetivo de ter um melhor conhecimento dos processos que acontecem.

Entende-se por dinâmica urbana o conjunto de processos de categoria social, cultural, econômica e política que acontecem simultaneamente dentro de um espaço geográfico urbano, o qual é criado pelas múltiplas interações através do tempo, entre as pessoas e os grupos sociais que coexistem em uma cidade (BATTY; TORRENS, 2005). Um exemplo de dinâmica urbana pode ser aquela criada pela construção de um novo centro comercial (*shopping center*) que se apresentará como uma nova carga a ser fornecida pela empresa de distribuição de energia elétrica. Este novo centro comercial necessitará dos serviços existentes na cidade, como restaurantes para os empregados que trabalhem nesse centro comercial e, posteriormente, precisará da criação de novos serviços, caso os atuais não sejam suficientes para supri-lo, como criação de novas moradias para os novos empregados. Os novos serviços criados necessitarão de novos produtos para abastecer as necessidades do novo consumo. Esse exemplo é conhecido pelos pesquisadores do planejamento urbano como o efeito dominó, por causa da sequência de eventos *a posteriori*, dado um evento *a priori* (BATTY, 2007).

Na maioria de cidades, as limitações econômicas e geográficas restringem o crescimento das subáreas ou regiões, resultando em poucas subáreas com crescimento considerável (BATTY; LONGLEY, 1994). Com o intuito de caracterizar a morfologia fragmentada das cidades, pesquisadores do planejamento urbano têm utilizado conceitos da geometria fractal. A fim de um melhor entendimento dessa caracterização, no início deste capítulo serão expostos os conceitos teóricos relacionados à aplicação dessa geometria na modelagem do crescimento dinâmico das cidades. Na sequência, mostra-se como podem ser aproveitadas as informações fornecidas da estimação da dimensão fractal da zona urbana no processo de simulação do crescimento da carga realizado pelos métodos de simulação por

quadrículas. No final deste capítulo, serão explicadas as etapas que devem ser seguidas para a construção desta classe de métodos.

3.1 GEOMETRIA FRACTAL

Para entender melhor os conceitos da geometria fractal, é importante lembrar que a Geometria Euclidiana apresenta dimensões bem definidas e quantificadas para a natureza. Por exemplo, um ponto tem dimensão topológica igual a zero, pois não pode ser medido; uma reta tem dimensão topológica igual a um, pois possui um comprimento; um plano tem a dimensão topológica igual a dois, porque apresenta comprimento e largura; e o espaço em que se habita tem dimensão topológica igual a três, já que possui comprimento, largura e altura. Desta forma, a dimensão topológica de um conjunto é sempre um número natural. Por outro lado, na Geometria Fractal é ampliada a concepção de dimensão, ao considerar dimensões fracionárias que indicam a irregularidade de um objeto e sua quantidade de espaço que ocupa entre as dimensões euclidianas (CARDOSO, 2004). Nesse caso, utiliza-se a definição matemática da dimensão de Hausdorff Besicovitch, a qual pode tomar valores não inteiros (MANDELBROT, 1982).

Benoit Mandelbrot é considerado como o principal criador da geometria fractal. Em Mandelbrot (1982), o fractal é definido como: “um conjunto para o qual sua dimensão de Hausdorff Besicovitch é diferente de sua dimensão topológica. Assim, todo conjunto com dimensão fracionária é um fractal”. Desta forma, os fractais podem ser considerados como figuras com propriedades e características peculiares que os diferenciam das figuras geométricas habituais (HAYASHI, 2002).

Para explicar a existência e aplicação dos fractais na natureza, Benoit Mandelbrot utilizou o problema de medir o comprimento do litoral da Grã-Bretanha, afirmando que é impossível medir esse comprimento utilizando uma fita métrica. Assim, optou por utilizar mapas da região a fim de visualizar o comprimento do litoral. Só que no processo de análise reparou-se que, dependendo da escala do mapa, o comprimento do litoral é diferente. Desta forma, em um mapa, a ilha pode parecer regular, mas aproximando-se dessa ilha, podem-se observar reentrâncias, que somadas levam a um comprimento maior. Aproximando-se ainda mais, pode-se observar que ainda há mais litoral. Isto é, de certa forma, o comprimento do litoral pode ser considerado como infinito. Finalmente, Benoit Mandelbrot afirmou que esse problema de medição pode ser resolvido utilizando a geometria fractal como foi relatado por Hoffman (2010).

Em Mandelbrot (1982), foi explicado que: "nuvens não são esferas, montanhas não são cones, litorais não são círculos, e a casca das árvores não são lisas, assim como o raio não viaja em linha reta". Segundo Benoit Mandelbrot, todas essas formas são fractais.

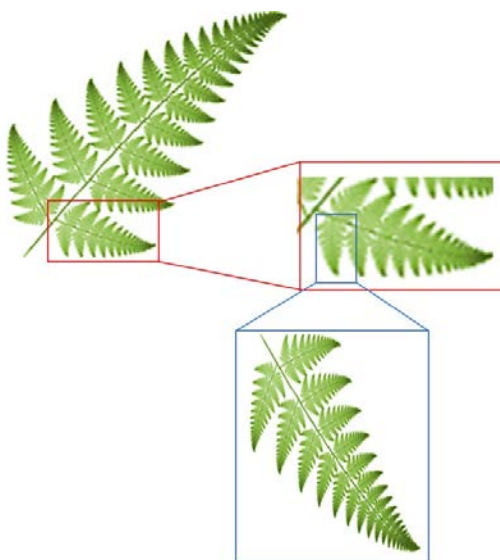
Uma das principais características dos fractais é que se repetem infinitamente quando são vistos em uma escala cada vez menor (MANDELBROT, 1982). Nesse contexto, a escala é obtida pela mudança na sua ordem de grandeza da dimensão fractal e, portanto, difere da definição de escala cartográfica em virtude da irregularidade do objeto fractal e da quantidade de espaço ocupada entre as dimensões euclidianas (BATTY, 2007). Entenda-se a dimensão fractal como uma medida estatística que mostra como a estrutura fractal preenche uma área (BATTY; LONGLEY, 1994). Por outro lado, em relação ao termo escala cartográfica é possível aparecerem dúvidas e/ou interpretações inconsistentes quando esse conceito é utilizado em outras áreas do conhecimento (MENEZES; NETO, 2010), sendo possível confundir as definições de escala cartográfica com resolução espacial. Desta forma, neste trabalho, foram consideradas as definições apresentadas por Menezes e Neto (2010), as quais fazem menção que a escala cartográfica é a razão entre comprimentos no mapa e seu correspondente no mundo real (transformação geométrica), e a resolução espacial está relacionada ao pixel das imagens analisadas, podendo ser representada pela área da quadrícula nos métodos de simulação por quadrícula (WILLIS, 2002).

Segundo Batty (2007), um fractal é um objeto (ou sistema de objetos) que se pode escalar ao longo de diferentes dimensões, como: a espacial, geométrica ou temporal. Assim, se um objeto fractal é escalado, pode-se observar que seria o mesmo, ou pelo menos estatisticamente semelhante, em diferentes níveis de resolução ou abstração. Por exemplo, uma árvore tem estruturas dendríticas em cascata, através de uma hierarquia de diferentes ordens, revelando uma autossimilaridade nos ramos. Considera-se que uma parte da árvore pode ser quebrada e, ao se utilizar uma função de aproximação (*zoom in*) sobre essa parte quebrada, caso seja observado que a imagem da parte quebrada tem uma forma igual, ou pelo menos estatisticamente semelhante às características da árvore, pode-se então afirmar que esse objeto (a árvore) é um fractal (BATTY, 2007), como se observa na Figura 10. Desta forma, um fractal pode ser considerado como uma figura geométrica que nunca perde sua estrutura geométrica, qualquer que seja a escala de visualização.

A característica de autossimilaridade dos fractais é primordialmente aproveitada nos estudos de planejamento urbano para explicar o crescimento dinâmico dentro da zona urbana, a qual está presente em várias escalas como mostrado nos trabalhos de Hayles (1990) e Martinis (2006). Essa característica do fractal permite a visualização de alguns de seus

padrões em diferentes níveis de agregação espacial, de baixo para cima, sobre um número suficiente de escalas. Por exemplo, em cidades que evoluem naturalmente, o sistema de transporte cresce de forma dendrítica, conservando a mesma estrutura em diferentes escalas (BATTY, 2007).

Figura 10 – Exemplo de um objeto fractal.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

A chave para formar os fractais é a noção de que um processo unitário operando em diferentes escalas, o qual dá origem à autossemelhança do fractal. No entanto, o processo de formação dos fractais no mundo real é um enigma. A forma mais simples de gerar um fractal é uma regra de crescimento que opera sequencialmente no tempo, gerando elementos de estruturas espaciais que formam aglomerados. Por exemplo, o tapete de Sierpinski é formado considerando as seguintes regras de formação:

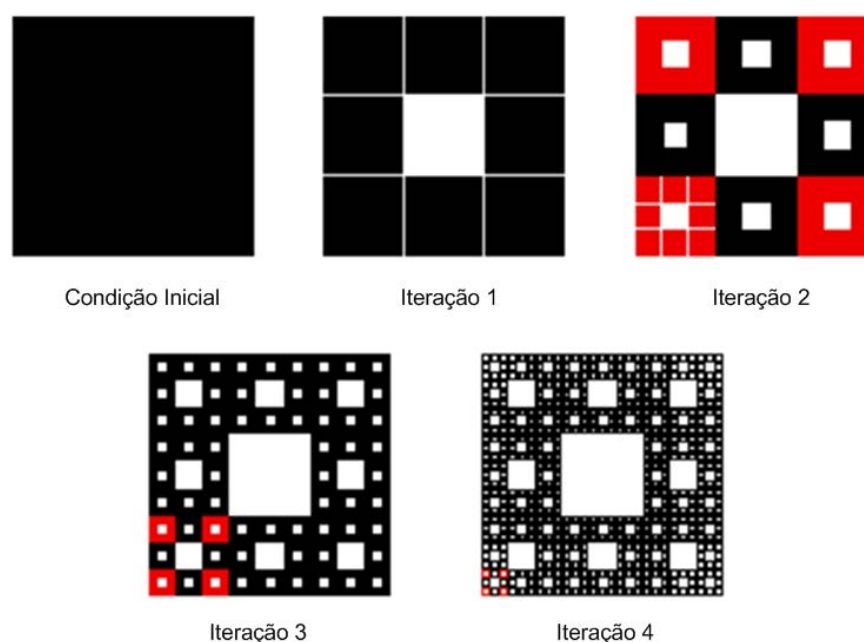
1. Dividir um quadrado em nove quadrados iguais.
2. Remover o quadrado do centro.

Na Figura 11, mostram-se quatro iterações considerando as regras de formação supracitadas. No Centro de Física Teórica e Computacional – CFTC (2013), podem ser encontrados outros exemplos e ilustrações sobre a formação de fractais.

Os fractais têm contribuído em pesquisas desenvolvidas na área de Urbanismo que utilizam a geometria fractal na elaboração de projetos urbanos, a fim de uma melhor

representação da morfologia fragmentada das cidades (BATTY, 2007). Em geral, a morfologia urbana apresenta características que podem ser explicadas cientificamente pela geometria fractal, como se mostra em Frankhauser (1994). Igualmente, os padrões de distribuição espacial da ocupação das zonas urbanas apresentam propriedades fractais, os quais estão presentes em várias escalas, mostrando a existência de clusters espaciais em cada escala (BATTY; LONGLEY, 1994). Neste sentido, considerar a cidade como um fractal pode representar um grande avanço para compreender o crescimento dinâmico dos centros urbanos (FRANKHAUSER, 1994; SALINGAROS, 1995).

Figura 11 – Formação do tapete de Sierpinski.



Fonte: Adaptado de Ferreira (2007).

3.2 ESTIMAÇÃO DO CRESCIMENTO URBANO POR MEIO DA GEOMETRIA FRACTAL

As relações utilizadas na geometria fractal, como: número de objetos fractais no sistema (N), comprimento total (L) e densidade de ocupação (ρ) do fractal permitem estimar a distribuição espacial das infraestruturas urbanas e dos habitantes na cidade (MARTINIS, 2006). No trabalho de Willis (2007), é detalhada a formulação matemática para determinar essas relações em cidades caracterizadas por um sistema de duas dimensões, ou seja, através de uma grade. Nesse caso, tais relações fractais são determinadas a partir de:

$$N \sim \xi^{-D_e} \quad (1)$$

$$L \sim \xi^{1-D_e} \quad (2)$$

$$\rho \sim \xi^{2-D_e} \quad (3)$$

na qual, ξ é a escala numérica do mapa da cidade e D_e é a dimensão fractal. A forma de como varia o valor de ξ mostrará uma desagregação ou crescimento do fractal no sistema, consequentemente mudando os valores das relações fractais. Por outro lado, a dimensão fractal é uma medida estatística que mostra como a estrutura fractal preenche uma determinada área (BATTY; LONGLEY, 1994).

A formulação explícita das expressões (1) até (3) pode ser determinada por meio de uma estimação exata ou estatística dos parâmetros de uma equação logarítmica. Quando o crescimento espacial do sistema real é modelado por variáveis aleatórias, a estimação exata apresenta melhores resultados que as estimações estatísticas (BATTY, 2007). A forma explícita das relações fractais, considerando um crescimento do fractal no sistema, é mostrada a seguir:

$$N = G_1 r^{D_e} \quad (4)$$

$$L = G_2 r^{D_e-1} \quad (5)$$

$$\rho = G_3 r^{D_e-2} \quad (6)$$

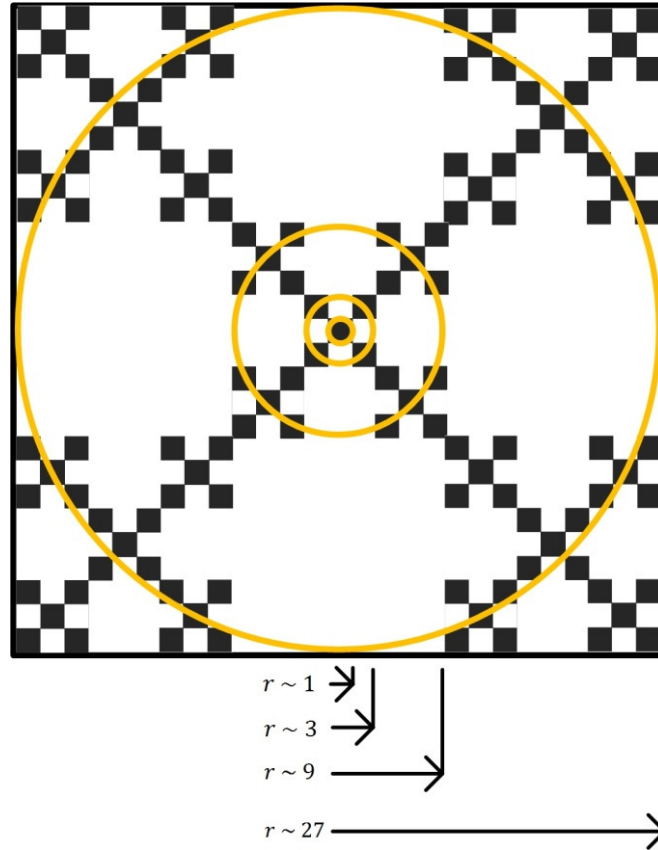
sendo G_1, G_2, G_3 constantes associadas com o crescimento da estrutura fractal e r o comprimento do raio de visualização. Neste caso, a escala é definida como $\xi = 1/r$. Diferentes valores de ξ podem ser obtidos se o valor de r for incrementado. Por exemplo, na Figura 12 é mostrado o crescimento da estrutura fractal de Sierpinski (tapete de Sierpinski).

Segundo Batty (2007), para uma cidade dividida por uma grade, com N_q quadrículas ocupadas na cidade, sendo cada quadrícula um objeto fractal, a Equação (1) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$N_q = \left(\frac{1}{R}\right)^{-D_e} \quad (7)$$

na qual R é o número máximo entre as colunas ou as linhas da grade. Se os valores de R e N_q são conhecidos, então é possível determinar o valor da dimensão fractal (D_e) para a cidade.

Figura 12 – Visualização do crescimento fractal do tapete de Sierpinsky.



Fonte: Adaptado de Batty (2007).

Outra forma para determinar essa dimensão é a partir da definição de densidade do fractal (ρ), que é número de objetos por unidade de área ocupada (A), como se mostra na seguinte expressão:

$$\rho = \frac{N}{A} = \frac{G_1 r^{D_e}}{\pi r^2} \cong \frac{r^{D_e}}{r^2} \quad (8)$$

As constantes G_1 e π podem ser canceladas na expressão (8), resultando em uma boa aproximação para caracterização da densidade do fractal (BATTY, 2007). Na expressão (8), considera-se que a área ocupada pelos objetos fractais é uma circunferência com raio r . Se os valores de ρ e r são conhecidos, então é possível determinar o valor de D_e para a cidade. Os valores para D_e a partir das expressões (7) e (8) podem ser diferentes em razão do uso de um círculo para visualizar o crescimento do fractal, como se mostra na Figura 12.

Outra relação fractal que é utilizada nos estudos de planejamento urbano relaciona o número de habitantes (N_h) com a área ocupada (A), através de:

$$N_h \sim (A)^{D_e/2} \quad (9)$$

A Equação (9) permite criar uma distribuição dos habitantes nas diversas regiões ou subáreas ocupadas (MAKSE et al., 1998).

As relações fractais se manifestam no crescimento da cidade, em razão do requerimento de organizações mais complexas no tempo. Por exemplo, a rede de esgoto e água tratada para os bairros da cidade vai se tornando mais emaranhada com o incremento de habitantes na cidade. Desta forma, a cidade com o decorrer do tempo se torna mais complexa, em razão da construção de novas infraestruturas urbanas (BATTY; LONGLEY, 1994).

Em Batty (2007), foi demonstrado que os padrões urbanos apresentam as mesmas propriedades dos fractais, como: não-homogeneidade, fragmentação, rugosidade, organização hierárquica interna, distribuição dos elementos, existência de *clusters* em várias escalas, e a homogeneidade existente em casos restritos. A hierarquia antes mencionada está relacionada com a distribuição desigual das atividades realizadas na cidade, consequentemente, cada espaço gerado adquire uma característica particular e uma hierarquia. No entanto, essas diferenças hierárquicas interagem para poder satisfazer suas necessidades. Tal hierarquia é uma característica dos padrões urbanos (BATTY; TORRENS, 2005).

As construções de infraestruturas urbanas não são realizadas de forma aleatória, pois seguem um planejamento. Assim, sua localização depende de vários critérios e estudos urbanos. A partir da disposição das áreas construídas ocorre o desenvolvimento das redes de circulação ou transporte. Desta forma, pode-se considerar que a interação entre a ação dos habitantes ao exercer certas atividades econômicas, as políticas públicas e a disposição da rede de transportes contribuem para configuração da geometria do espaço urbano (BATTY, 2007). Assim, o fractal pode ser utilizado como uma forma de comparar os diferentes níveis de observação (r) dos elementos no espaço urbano com variações que exprimem desde noções de homogeneidade interna até a distribuição espacial das construções nas cidades (FRANKHAUSER, 1994).

A representação das estruturas urbanas através dos fractais possibilita a descrição quantitativa de: (a) estruturas ramificadas com aspectos lineares (limites das aglomerações; pesquisas de transporte), e (b) a estruturação da superfície (ocupação e utilização do solo). Entenda-se por estrutura urbana o conjunto das infraestruturas que abrange desde o espaço da aglomeração urbana até as instalações criadas para o desenvolvimento das atividades dos indivíduos (BATTY, 2007).

Nas áreas metropolitanas ou urbanas, o crescimento urbano tem um aspecto fractal associado à repartição desigual das áreas construídas. A morfologia fragmentada das áreas urbanas, em muitos casos, não é por causa das diretrizes da secretaria de planejamento da cidade ou das políticas urbanas da prefeitura da cidade. Desta forma, essa morfologia é o resultado de um processo de auto-organização espaço-temporal, conforme explicado no trabalho de Batty e Longley (1994).

Com o fim de descobrir os fatores que influenciam o processo de crescimento e o surgimento da morfologia fractal da cidade, estudos de desenvolvimento urbano podem ser realizados através de uma análise temporal da dimensão fractal e procurando estabelecer uma relação entre a linha do tempo e o crescimento dessa aglomeração fractal, seguindo períodos históricos e respectivos planos de urbanização (BATTY, 2007).

A evolução da dimensão fractal caracteriza a organização espacial da área urbanizada. Se a dimensão fractal é constante durante um determinado período de tempo analisado, então, pode-se assumir que a cidade cresce seguindo uma lei alométrica. Isto significa que o crescimento é contínuo no espaço. Se a dimensão fractal aumenta, há indicação de uma evolução urbana com repartição mais homogênea da superfície construída. Quando a dimensão fractal diminui, pode se concluir que houve uma repartição da área construída de forma heterogênea, ocorrendo um crescimento desigual e espalhado das áreas construídas, e existe uma forte característica hierárquica na cidade (BATTY; LONGLEY, 1994). Desta forma, a dimensão fractal para áreas construídas pode servir para quantificar estruturas complexas como malhas urbanas e descobrir aspectos particulares não aparentes na análise da estrutura e da morfologia de regiões metropolitanas.

Os conceitos de fractais permitem representar abstrações conceituais utilizadas no planejamento urbano da cidade. Por exemplo, o limite que existe entre a ordem e o caos na cidade é uma abstração conceitual que pode ser estudada através de sua dimensão fractal (BATTY; LONGLEY, 1994). Significativas tendências do urbanismo e do planejamento urbano atual, tais como a valorização da escala humana, participação e variedade de escalas, podem encontrar uma explicação científica nos conceitos utilizados na geometria fractal (MARTINIS, 2006).

Conforme explicado em Frankhauser (1994), os modelos que consideram a dimensão fractal da cidade podem simular a evolução espacial das cidades, descrevendo o crescimento urbano como um crescimento fractal. Assim, modelar a cidade como um múltiplo fractal pode representar um grande avanço para compreender o crescimento dinâmico dos centros urbanos.

Para uma cidade fractal, o crescimento da estrutura fractal das aglomerações urbanas tem uma interação com a morfologia fractal da cidade (SALINGAROS, 1995).

Duas formas de abordagem podem ser aplicadas a uma cidade para estudar suas estruturas fractais. Na primeira abordagem, parte-se de um número fixo de elementos fractais (N), os quais incrementarão a cada iteração, até atingir o limite entre o caos e a ordem, que é uma estrutura fractal. Na segunda abordagem, incrementa-se a densidade dos elementos (ρ) no decorrer do tempo utilizando um método de simulação por quadrícula. Essa última abordagem mostra um especial interesse para realizar a alocação de novas cargas no processo de simulação do crescimento da densidade de carga, porque considera o crescimento fractal da cidade.

Nas cidades, existem vários processos que podem ser considerados como estruturas fractais. Por exemplo, o perímetro urbano de cidades com fronteira natural é uma estrutura fractal, quanto maior for a extensão da cidade, maior é a região na qual se observa a forma fractal da cidade (MAKSE et al., 1998). O estudo desse perímetro é importante para delimitar a abrangência do centro de atividades da cidade e o crescimento da população. Segundo Batty (2007), o perímetro urbano é gerado em forma fractal para cidades com fronteiras naturais. Para essa classe de cidades, o crescimento urbano é desenvolvido no espaço geográfico contido dentro de sua fronteira natural. No entanto, Makse et al., (1998) estendem o conceito de perímetro urbano fractal para outras cidades que não têm essa fronteira natural, considerando que o crescimento da cidade é só dentro de seu perímetro durante todo o tempo de estudo. Isto é, utiliza-se uma grade para analisar o crescimento em parte de uma cidade, sendo esta uma característica que pode ser aproveitada no processo de simulação do crescimento da carga na zona urbana.

3.3 MODELAGEM DO CRESCIMENTO FRACTAL DA ZONA URBANA NOS MÉTODOS DE SIMULAÇÃO POR QUADRÍCULA

No processo de simulação do crescimento da densidade de carga, a determinação das novas subáreas ou quadrículas que devem receber carga é uma tarefa complexa em razão do caráter estocástico presente no processo de ocupação do espaço urbano na cidade. Assim, diversas técnicas têm sido incorporadas nos métodos de simulação para modelar o crescimento estocástico da carga. No entanto, conforme mostrado no final do Capítulo 2, os mapas gerados por estes métodos mostram regiões homogêneas de densidade de carga, sem conseguir caracterizar a distribuição espacial heterogênea da densidade de carga.

Pelas características explicadas na seção anterior, a geometria fractal pode caracterizar o crescimento morfológico da cidade, sendo analisado através de um sistema de duas dimensões (grade). O uso de grades nessa análise facilita sua aplicação nos métodos de simulação por quadrículas. A incorporação do crescimento fractal da cidade nos métodos de simulação de carga resultaria em um modelo que pode caracterizar melhor a distribuição espacial da densidade de carga, a qual é principal motivação deste trabalho. A melhor caracterização dessa distribuição de carga permitirá aos planejadores uma adequada identificação das subáreas com maior crescimento e, desta forma, obter resultados mais confiáveis e com menor impacto na tomada de decisões no planejamento da expansão das redes elétricas.

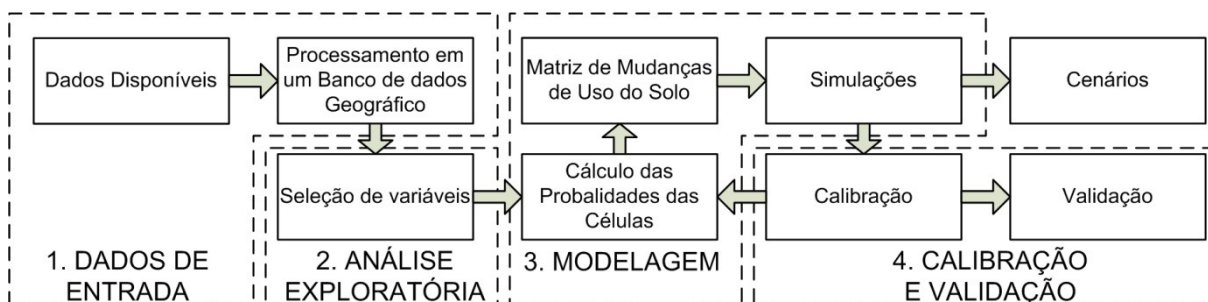
Para modelar o crescimento fractal, deve-se considerar que o perímetro da zona urbana é o limite de atuação do estudo de previsão espacial de carga, consequentemente, o crescimento da densidade de carga é analisado dentro deste perímetro. Esta consideração permite estimar o espaço ocupado na zona urbana através da dimensão fractal. Desta forma, calculando esta dimensão para cada passo de tempo do processo de simulação, determina-se a quantidade de área a ser desenvolvida por novas cargas. Esta forma de cálculo proposta é uma característica diferencial deste trabalho, em comparação com outros métodos de simulação do crescimento da densidade de carga.

3.4 ETAPAS PARA A CONSTRUÇÃO DE MÉTODOS DE SIMULAÇÃO POR QUADRÍCULAS

Os métodos de simulação por quadrículas ou modelos celulares têm sido aplicados em diversas áreas do conhecimento humano a fim de fornecer ferramentas de auxílio para compreender o comportamento de sistemas complexos. Em razão da importância de tais modelos, alguns pesquisadores têm se dedicado a explicar algumas diretrizes ou critérios que devem ser considerados na construção e implementação desses modelos. Por exemplo, segundo Willis (2002), os métodos de simulação por quadrículas devem ser construídos considerando as informações disponíveis pelas empresas do setor elétrico; no trabalho de Grimm e Railsback (2005), foram detalhadas as questões, hipóteses e critérios que devem ser seguidos dentro do ciclo da modelagem de processos espaciais; e no trabalho de Batty (2007), foram mostrados os submódulos que podem ser considerados nos métodos de simulação por quadrícula, a fim de uma melhor caracterização da dinâmica do crescimento de cidades.

Em Almeida (2004), foram explicadas, em detalhe, as etapas que devem ser seguidas na construção de um modelo celular para simulação de dinâmicas urbanas, conforme mostrado na Figura 13.

Figura 13 – Fluxograma da síntese metodológica seguida em Almeida (2004).



Fonte: Adaptado de Almeida (2004).

Os passos mostrados na Figura 13 são explicados a seguir:

1. **Dados de Entrada:** nesta etapa é realizada a coleta de dados e o processamento deles para criação do banco de dados necessários para construção do modelo celular.
2. **Análise exploratória:** nesta etapa são analisados os dados de entrada, mapas da área de estudo e informações disponíveis, a fim de determinar padrões na área de estudo e variáveis explicativas da dinâmica ou das dinâmicas a serem estudadas. As informações de saída dessa análise exploratória podem ser: a resolução espacial, as probabilidades para mudanças do estado das quadrículas e outras informações a serem utilizadas na fase de modelagem.
3. **Modelagem:** esta consiste na aplicação de critérios, curvas, funções e/ou regras de transição que possam reproduzir o processo de crescimento ou expansão do fenômeno em estudo. Todas as considerações desta etapa serão verificadas no seguinte passo.
4. **Calibração e Validação:** em geral, o modelo celular é calibrado utilizando dados históricos do fenômeno em estudo. Desta forma, os passos 2 e 3 são repetidos até que o modelo possa reproduzir um padrão espacial com um erro de simulação aceitável pelos planejadores urbanos (validação do modelo), o qual deve ser medido segundo o fenômeno em análise e os objetivos dos planejadores.

Segundo Almeida (2004), uma vez superada a etapa de validação, o modelo celular pode ser utilizado para criação de cenários prospectivos. Nesse contexto, é necessário enfatizar a diferença que existe entre a criação do modelo celular e sua execução ou aplicação. As etapas supracitadas explicam a sequência de passos que devem ser realizados para criar um modelo celular ou método de simulação por quadrícula. Uma vez conferido que o modelo pode reproduzir o padrão espacial em estudo, pode-se realizar a criação de cenários prospectivos segundo as necessidades dos planejadores das redes elétricas. Assim, não se deve confundir os dados de entrada para a construção do método de simulação por quadrícula com os dados de entrada utilizados na aplicação do modelo celular na criação de cenários.

No Capítulo 4, serão explicadas as duas primeiras etapas da construção do modelo (Dados de entrada e Análise exploratória), e no Capítulo 5, as etapas finais dessa construção seguindo as etapas apresentadas por Almeida (2004).

4 BASE DE DADOS E ANÁLISES EXPLORATÓRIAS ESPACIAIS PARA A CONSTRUÇÃO DO MÉTODO DE SIMULAÇÃO PROPOSTO

Conforme explicado no final do capítulo anterior, neste trabalho consideram-se dois conjuntos de dados. O primeiro é utilizado para a construção do método de simulação por quadrícula. O segundo será utilizado na execução do método proposto para criação de cenários prospectivos. Entenda-se por execução do método proposto a utilização deste depois de sua calibração. Desta forma, neste capítulo serão explicados os dados do primeiro conjunto, deixando a explicação do segundo conjunto para o Capítulo 5. Em seguida, serão mostradas as análises espaciais realizadas, as quais podem ser consideradas como análises exploratórias de dados geográficos disponíveis. O intuito dessas análises é o reconhecimento de padrões na distribuição espacial da densidade de carga na cidade, porém elas não fazem parte do escopo deste trabalho. No entanto, são explicadas para fornecer uma metodologia alternativa que forneça as informações necessárias para simular o crescimento da carga no nível de quadrícula.

4.1 BASE DE DADOS

Na proposta deste trabalho, não foi considerada a utilização do mapa de zoneamento da cidade, por ser uma informação pouco confiável, pois esse mapa considera zonas previstas pelos planejadores urbanos para direcionar o crescimento da cidade. Além disso, esses mapas podem não estar disponíveis para todas as empresas do setor elétrico. Por outro lado, na proposta não foram consideradas as imagens de satélite ou mapas de uso de solo, porque essas informações precisam de planejadores com experiência e conhecimento na utilização e captação dessas informações, o que não é uma prática das empresas de distribuição de energia elétrica contar com essa classe de profissionais.

Desta forma, no método de simulação proposto considera-se os dados disponíveis na maioria das empresas de distribuição de energia elétrica, as quais contam com um conjunto de dados em nível interno, apropriado à identificação de suas instalações e que pode ser empregado na construção do método. Assim, os dados de entrada para sua construção são mapas da localização dos transformadores de distribuição, mapas da área urbana, mapa da topologia da rede elétrica na área urbana e informação histórica da instalação dos transformadores de distribuição na área de urbana.

Por outro lado, as medições técnicas de potência máxima demandada pelo sistema elétrico em pontos estratégicos, tais como subestações, alimentadores e até transformadores, são dados que podem ser importantes no desenvolvimento de qualquer metodologia de previsão de carga espacial. Mas a obtenção desses dados nem sempre é econômica ou tecnicamente possível de conseguir. Portanto, essas informações não foram utilizadas na construção do método proposto. No entanto, no caso de haver falta de dados técnicos para algumas empresas de distribuição de energia elétrica, podem ser utilizadas informações comerciais para complementar a informação necessária para o método de simulação, como, por exemplo, curvas de carga padrão para o sistema em particular (MELO, 2010).

Para complementar os dados de entrada para a construção do método proposto, faz-se necessário o uso de informações socioeconômicas da região, como distribuição social e geográfica da riqueza na região, atividades primárias nas diferentes sub-regiões, centros econômicos, centros industriais, vias de transporte, centros de ensino, hospitais, serviços públicos, centros comerciais, entre outros. Essas informações serão utilizadas para determinar as probabilidades para cada quadrícula. Essas probabilidades são consideradas como dados de entrada na inicialização do método de simulação por quadrícula. Neste trabalho, o termo de inicialização é utilizado para se referir ao primeiro passo de tempo do algoritmo do método de simulação proposto.

As probabilidades de cada quadrícula podem ser inseridas de forma manual pelo planejador, ou por meio de alguma metodologia apresentada nas Seções 2.4.1 e 2.4.2 do Capítulo 2. Assim, as probabilidades podem ser obtidas através de uma análise espacial da área de estudo (BAILEY; GATRELL, 1995), como, por exemplo, utilizando uma análise espacial de eventos pontuais (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2012 b). As metodologias para o cálculo de probabilidades, para cada quadrícula, não fazem parte do escopo deste trabalho. No entanto, na Seção 4.2.2, será mostrado como essas probabilidades foram calculadas para as aplicações deste trabalho.

4.1.1 Processamento dos Dados

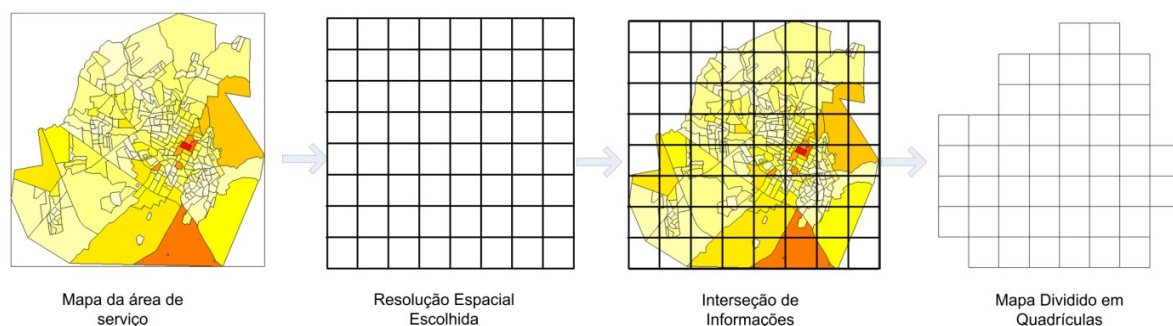
Os dados para a construção do método de simulação proposto podem ser organizados em duas bases de dados, expostos a seguir.

4.1.1.1 Base de Dados Espaciais

Esta base conta com informações da distribuição geográfica das instalações elétricas dentro da área de serviço, informação espacial e mapas da zona de serviço. Os dados desta base foram extraídos de Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 b).

No método de simulação por quadrícula proposto considera-se que a zona de serviço está dividida por uma grade regular (ver Figura 14). Tal divisão pode ser realizada através de *software* livres, como R (2011) ou Terraview (2010), os quais foram utilizados nas aplicações deste trabalho.

Figura 14 – Divisão da zona de serviço em quadrículas.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na área de modelagem espacial, o tamanho da quadrícula é conhecido como a resolução espacial. A determinação da resolução espacial também é um dado de entrada para o método proposto, e esta resolução pode ser determinada a partir das informações espaciais disponíveis ou através de uma análise de imagem (TRAM, WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983). O modelo utilizado para determinar a resolução espacial do método de simulação proposto será explicado na Seção 4.2.1 deste capítulo.

4.1.1.2 Base de Dados de Densidade de Carga

Nesta base de dados, encontra-se disponível o histórico da instalação dos transformadores de distribuição na área urbana. Com essa informação, pode-se calcular a densidade de carga para cada célula.

Na etapa de construção do método de simulação por quadrícula, considera-se a densidade de carga como a capacidade instalada por unidade de área, a qual foi determinada pelo somatório da potência nominal dos transformadores de distribuição que estão agrupados

em cada quadrícula. Nesse contexto, faz-se necessária a determinação da resolução espacial antes de calcular a densidade de carga. Esta densidade é um dado de entrada para o método proposto.

4.2 ANÁLISE EXPLORATÓRIA ESPACIAL

A resolução espacial e as probabilidades de desenvolvimento podem ser determinadas a partir de uma análise exploratória, utilizando a base de dados disponível.

Nesta seção, será mostrada a análise exploratória realizada com o fim de determinar as informações necessárias para inicialização do método proposto. Essa análise é um estudo complementar e não faz parte do escopo deste trabalho. Igualmente, algumas recomendações e discussões sobre a resolução espacial e as probabilidades de desenvolvimento serão mostradas nas Seções 4.2.1 e 4.2.2, respectivamente.

4.2.1 Resolução Espacial

A maioria das recomendações sobre a resolução espacial para métodos de simulação por quadrícula pode ser encontrada em Willis (2002), no qual foi apresentado um filtro espacial para analisar a estabilidade do espectro de frequência do erro cometido na simulação do crescimento da carga. Segundo Willis (2002), a resolução espacial deve ser aquela que produza menor impacto no planejamento (maior eficácia dos resultados de previsão no nível espacial), sendo esta determinada por meio da frequência de corte do filtro. Embora esse modelo matemático seja um bom método para encontrar uma resolução espacial, os fenômenos relacionados aos dados agregados (MAUP e falácia ecológica) não são considerados. Assim, podem-se realizar interpretações erradas dos resultados da previsão espacial de carga.

Encontrar uma resolução usando o filtro operador apresentado em Willis (2002) pode levar a erros em razão do crescimento não-natural da cidade, crescimento produzido pelas infraestruturas ou projetos que têm um efeito local (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2012a). Como foi mostrado em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 c) o padrão espacial é modificado por esses projetos e seus efeitos têm uma variação no tempo que se amortece rapidamente ou leva vários anos para amortecer, como é explicado em Batty (2007). Desta forma, a perturbação realizada por tais projetos modifica o padrão espacial e,

consequentemente, introduz erros no processo de convolução do filtro operador por não ser realizada repetitivamente no tempo (LYONS, 2012).

Portanto, neste trabalho utilizou-se um modelo de particionamento para encontrar uma apropriada resolução espacial para o método de simulação proposto, considerando o maior agrupamento homogêneo possível em nível local (quadrícula) e uma maior heterogeneidade em nível global (grade), com a finalidade de cumprir com os critérios de diminuir os efeitos do MAUP e falácia ecológica. Para poder analisar a dispersão nos dois níveis, o modelo de particionamento utiliza o coeficiente de variação (CV) como medida de dispersão relativa dos dados em cada nível. Assim, este modelo pode ser considerado como um modelo de exploração de dados com a finalidade de fornecer uma resolução apropriada para os métodos de simulação por quadrícula que são utilizados na previsão espacial de carga.

O modelo de particionamento utiliza as localizações dos transformadores de distribuição na zona de serviço. Esses pontos serão agrupados nas quadrículas no processo de particionamento. A seguir, é calculado o CV global e local. O processo é repetido até atingir o máximo custo de particionamento fixado pelo planejador. Esse custo é fixado pelo planejador e procura diminuir o esforço computacional do algoritmo de particionamento (HALKIDI, BATISTAKIS; VAZIRGIANNIS, 2001). Formalmente, o esforço computacional de um algoritmo é função da quantidade de variáveis de entrada (TOSCANI; VELOSO, 2012) para o algoritmo de particionamento, o esforço computacional cresce em forma exponencial quadrática, para cada dimensão da grade.

Depois de serem realizados vários testes, observou-se que, para uma determinada resolução espacial, o CV local máximo tem uma tendência decrescente. O CV global sempre tem uma tendência crescente para qualquer resolução espacial. Assim, é possível supor que o ponto de interseção entre ambos CV, é a menor resolução espacial que cumpre os critérios de maior homogeneidade local possível e maior heterogeneidade global possível (LONGLEY; BATTY, 1996). Tal ponto de interseção representa um custo de particionamento máximo igual a 1. Desta forma, o processo iterativo de particionamento é repetido até atingir esse custo máximo. Finalmente, o mapa de distribuição espacial da densidade de carga será realizado para a resolução espacial que atinja o custo máximo de particionamento. Tal mapa utiliza a menor dimensão da grade que cumpre os critérios de menor dispersão em nível local.

Os dados de entrada do algoritmo de particionamento são: Localização dos transformadores de distribuição na cidade, dimensão inicial da grade ($k \times k$) para começar o processo de particionamento e o máximo custo de particionamento (*Custo Max*). A seguir, mostram-se os passos deste algoritmo:

- Passo 1: dividir a cidade em uma grade de dimensão $k \times k$. Para este passo, podem ser utilizados *software* de análise espacial ou GIS, como, por exemplo, Terraview (TERRAVIEW 4.2.0, 2010) ou R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2011), os quais foram utilizados na aplicação deste trabalho.
- Passo 2: determinar o CV local e global utilizando as seguintes expressões:

$$CV_{Local} = \frac{\sigma}{\mu} \times 100\% \quad (10)$$

$$CV_{Global} = \frac{S}{\bar{X}} \times 100\% \quad (11)$$

em que, σ e μ são o desvio padrão e a média aritmética, respectivamente, considerando os objetos agrupados no *cluster*; S e $\bar{X}$ representam o desvio padrão e a média aritmética, respectivamente, para a grade. As expressões (10) e (11) são as mesmas utilizadas para calcular o CV da amostra e do conjunto de dados, respectivamente (SALVATORE; REAGLE, 2002).

- Passo 3: determinar o custo de particionamento para a grade utilizando a seguinte expressão:

$$Custo_k = \frac{CV_{Global}}{CV_{Local Max}} \quad (12)$$

na qual o $Custo_k$ é o custo de particionamento para a grade de dimensão $k \times k$, $CV_{Local Max}$ é o CV local máximo encontrado do CV local das quadrículas, e CV_{Global} é o CV global da grade.

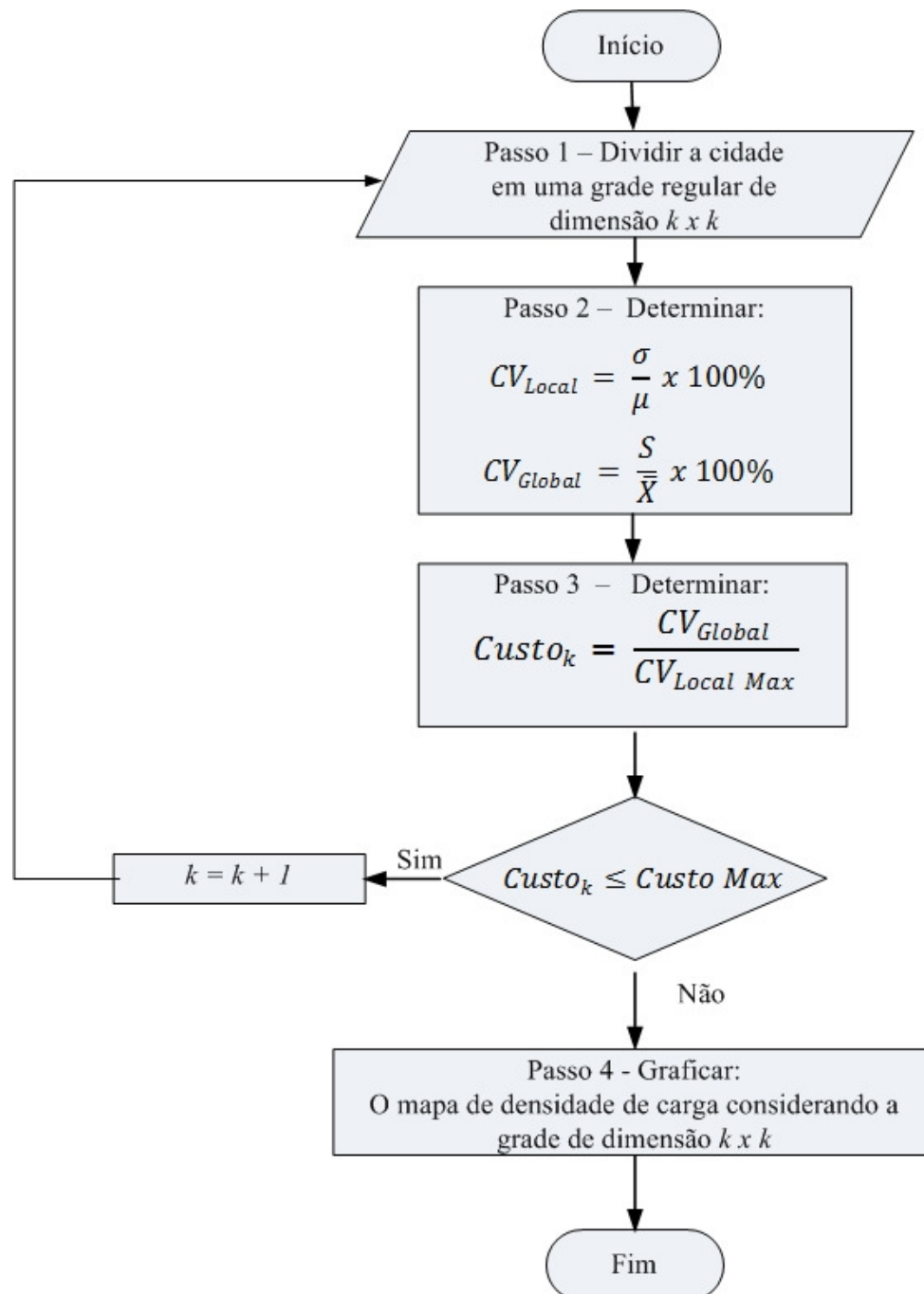
Se o $Custo_k$ é menor que o custo de particionamento máximo $Custo Max$, então aumentar a dimensão k em uma unidade e voltar ao passo 1. Desta forma, os passos 1 e 2 serão repetidos até atingir o custo de particionamento máximo.

- Passo 4: realizar o mapa de densidade de carga instalada para a resolução encontrada.

Na Figura 15, mostra-se o fluxograma do algoritmo do modelo de particionamento explicado nesta seção.

Informações adicionais do modelo de particionamento para encontrar uma adequada resolução espacial dos métodos de simulação por quadrícula podem ser encontradas em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2014) e Melo et al. (2014).

Figura 15 – Fluxograma para determinar a resolução espacial do método proposto.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

4.2.2 Probabilidade de Desenvolvimento

No método de simulação proposto considera-se que cada quadrícula tem uma probabilidade de desenvolvimento. Para determinar essa probabilidade, foi realizada uma análise espacial similar ao mostrado em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 b), a fim de

identificar as zonas que podem ter maior crescimento de demanda elétrica. Tal análise estima um mapa de probabilidades que caracteriza a preferência dos habitantes por algumas regiões da cidade. A construção desse mapa considera a distância aos centros de carga e elementos da rede existentes, de igual modo, a proximidade às áreas nas quais exista alguma barreira ou impedimento (zonas proibidas) para realizar a expansão das redes elétricas. Por exemplo, nas áreas urbanas existem zonas de preservação e proteção ambiental, nas quais a realização de uma construção, por parte da empresa de distribuição de energia, implicaria a realização de um custo de compensação. Tal custo pode encarecer os planos de expansão da rede elétrica.

O estudo apresentado por Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 b) demonstrou que é possível criar um mapa de probabilidades que ilustre as regiões com maior possibilidade de ter um incremento no consumo de energia elétrica considerando a proximidade aos centros de consumo ou centros de carga, aos elementos da rede existentes, e outros fatores locais dentro da área de serviço através de uma análise espacial de eventos pontuais.

A análise espacial de padrões de pontos (BIVAND; PEBESMA; GÓMEZ-RUBIO, 2008) ou análise de eventos pontuais (DRUCK et al., 2004) permite determinar se a distribuição dos pontos espaciais tem algum padrão sistemático, em oposição a uma distribuição aleatória. Desta forma, busca-se detectar a existência de um padrão de aglomerados espaciais (*cluster*), através da constatação da distribuição dos pontos na área de estudo com uma distribuição estocástica (BAILEY; GATRELL, 1995). Uma vez encontrada a existência de aglomerados espaciais, pode-se estimar o padrão espacial do consumo de energia na área de estudo (BIVAND; PEBESMA; GÓMEZ-RUBIO, 2008). Conforme é mostrado em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 b), a demonstração da existência de aglomerados espaciais pode ser realizada através da função K. Essa função permite encontrar um raio médio para os aglomerados espaciais, informação que será aproveitada na modelagem deste trabalho.

O modelo de probabilidades utiliza como dados de entrada as localizações espaciais dos transformadores de distribuição e a distância em relação às infraestruturas da área de serviço e as zonas proibidas, que se encontram disponíveis nos mapas da área de serviço deste trabalho. As localizações dos transformadores instalados na zona de estudo são organizadas em uma base de pontos espaciais. Essas localizações serão chamadas como pontos com carga. Para cada ponto com carga, são gerados cinco pontos distribuídos aleatoriamente na cidade, representando as localidades onde não foram instalados transformadores, e estes serão chamados pontos sem carga. Então, para cada ponto da base de pontos espaciais, é calculada a distância euclidiana com relação às zonas proibidas, às infraestruturas da área de estudo e ao

transformador instalado mais próximo. Adicionalmente, cada ponto com carga e sem carga é representado pelo valor nominal de “1” e “0”, respectivamente. Finalmente, utiliza-se uma regressão binária através de um modelo aditivo generalizado – GAM que, considerando uma função de alisamento (*spline*), estima uma superfície de probabilidades. Os parâmetros dessa regressão binária são estimados utilizando como covariáveis as distâncias antes mencionadas. A função *spline* só depende da localização de cada ponto.

A abordagem semiparamétrica do GAM foi escolhida porque permite a inclusão de covariáveis para estimar a probabilidade de uma distribuição de pontos para cada localização (BIVAND; PEBESMA; GÓMEZ-RUBIO, 2008). Igualmente, é possível a incorporação de uma variação espacial residual em tais modelos, através de uma função *spline*, conforme explicado no trabalho de Druck et al. (2004), no qual se consideram dois componentes independentes, por um lado, um vetor de covariáveis X e, por outro, uma função residual $g(u)$ para cada localização u na área de estudo. Nesse caso, pode ser utilizada a seguinte expressão:

$$\text{logit}(P(u)) = \log \left\{ \frac{P(u)}{1 - P(u)} \right\} = \beta X + g(u) \quad (13)$$

A equação (13) é uma forma de estimar uma superfície de probabilidade ($P(u)$) considerando a influência de covariáveis (β) e de uma variação espacial ($g(u)$) de outros fatores não considerados nas covariáveis. Essa equação foi utilizada para determinar a probabilidade de desenvolvimento de uma determinada localização na área de estudo. O procedimento para determinação de $g(u)$ e β podem ser estimados através de métodos iterativos como é mostrado em Kelsall e Diggle (1998). Para implementação do modelo de probabilidades, foi utilizada a biblioteca *mgcv* disponível no programa R para encontrar os parâmetros do modelo GAM aplicado à base de pontos espaciais.

Para criar o mapa de probabilidades, a partir da superfície de probabilidades ($P(u)$), é realizada uma simulação de Monte Carlo (HASTINGS, 1970). Essa simulação é utilizada para comparar a distribuição de intensidades do padrão de eventos pontuais com respeito a um padrão aleatório, com o intuito de encontrar as zonas nas quais exista uma intensidade com significância estatística. A intensidade para o processo de pontos caracteriza o número de eventos por unidade de área (DRUCK et al., 2004). O processo de simulação de Monte Carlo é repetido até um número máximo de iterações definido pelo planejador, sendo contabilizado em cada localidade o número de vezes na qual a intensidade do ponto espacial é menor que a

intensidade dos pontos gerados em forma aleatória (critério de comparação). Assim, o mapa de probabilidades é o resultado da multiplicação da saída do valor de $P(u)$, na equação (13), e o número de vezes que atingiu o critério antes mencionado.

Os dados de entrada do algoritmo para determinação do mapa de probabilidades são: base de pontos espaciais, a distância euclidiana com a relação às zonas proibidas, as infraestruturas da cidade e aos pontos da base de entrada (covariáveis). A seguir, mostram-se os passos para criar o mapa de probabilidades.

1. Determina-se a razão inicial (RI) de intensidade do processo através:

$$RI = \frac{\lambda_1(u)}{\lambda_1(u) + \lambda_2(u)} \quad (14)$$

na qual $\lambda_1(u)$ e $\lambda_2(u)$ são as intensidades dos pontos com carga e sem carga respectivamente. O cálculo dessas intensidades pode ser realizado através de um *software* estatístico. Mais informações podem ser encontradas em Kelsall e Diggle (1998).

2. Utiliza-se a Equação (13) para determinar a probabilidade de cada ponto na base de dados pontuais.
3. Escolhem-se n_1 pontos aleatoriamente e rotulam-se como pontos com carga, e os $n - n_1$ rotula-os como pontos sem carga.
4. Determina-se a razão aleatória (RA) de intensidade do processo através de:

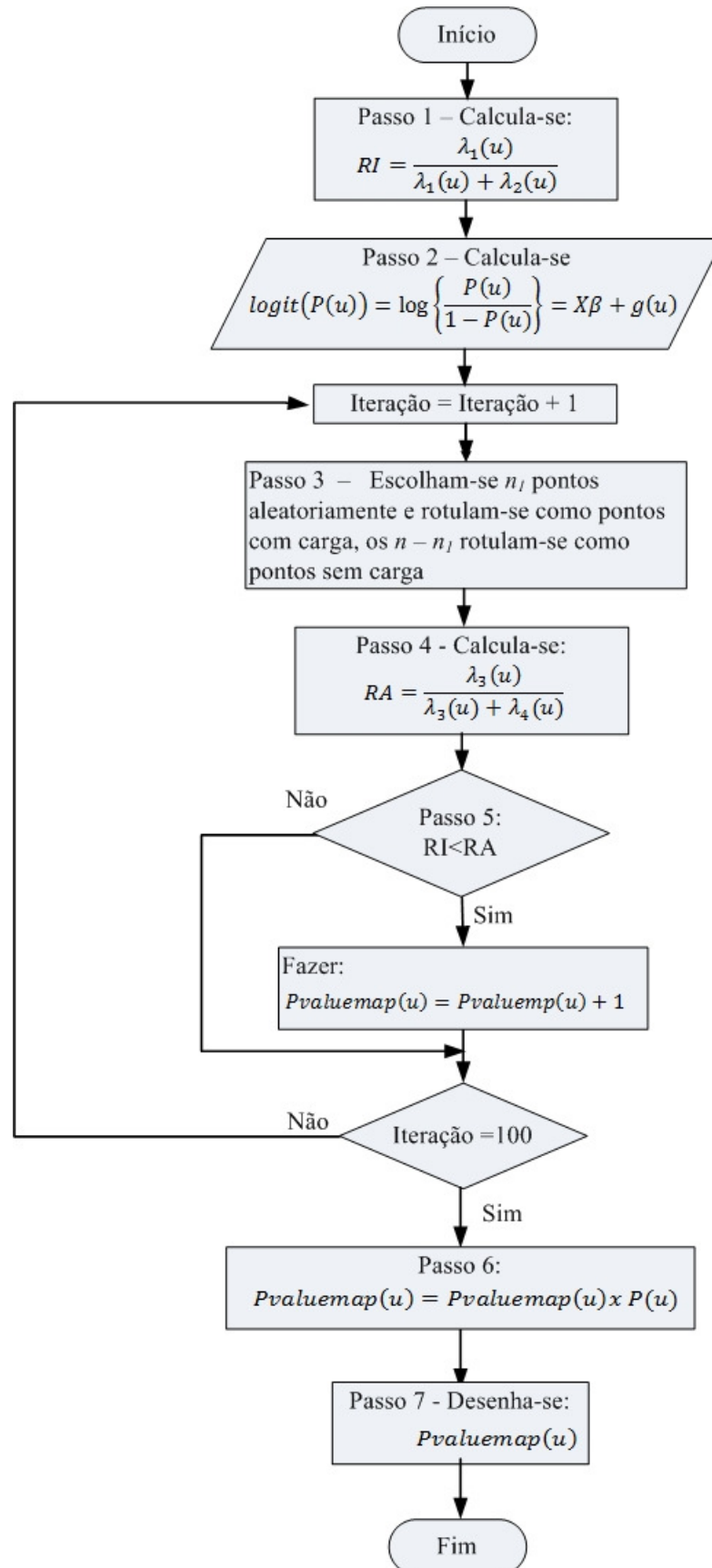
$$RA = \frac{\lambda_3(u)}{\lambda_3(u) + \lambda_4(u)} \quad (15)$$

Na qual $\lambda_3(u)$ e $\lambda_4(u)$ são as intensidades dos pontos com carga e sem carga respectivamente do passo anterior.

5. Comparam-se RI e RA para cada localização u . Caso RA seja maior que RI , contabiliza-se como localização com significância estatística. Caso contrário, não é contabilizado. Repete-se os passos 3 até 5 até um número determinado de iterações como se mostra na Figura 16.
6. Realiza-se a multiplicação dos acertos encontrados no passo anterior por suas respectivas probabilidades $P(u)$ e armazena-os em $Pvaluemap(u)$.
7. Desenha-se o gráfico $Pvaluemap(u)$ que é o mapa de probabilidades encontrado.

Na Figura 16 ilustra-se o fluxograma do método proposto para geração do mapa de probabilidades.

Figura 16 – Fluxograma para determinar as probabilidades para as células no modelo proposto.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

O processo iterativo supracitado é utilizado como teste global do padrão espacial para a identificação de áreas de baixa e alta probabilidade para receber carga. Esse processo é uma aplicação do método de simulação de Monte Carlo mostrado em Kelsall e Diggle (1998) e está fundamentado no fato que os pontos com carga e sem carga são distribuídos uniformemente sobre a hipótese nula ($H_o: g(u) = 0$). Nesse caso, se é mudado o valor da etiqueta do ponto com carga para sem carga, ou seja, de 1 para 0, ou vice-versa, o novo conjunto de pontos com carga, ou sem carga, mantém a mesma distribuição espacial e tem a mesma função de distribuição $\rho(u)$. Caso contrário, o processo de mudança dos indicadores produzirá diferentes funções de distribuição. A diferença entre o método explicado por Kelsall e Diggle (1998) e o modelo utilizado neste trabalho é a forma de empregar a ponderação dos acertos encontrados no processo iterativo. Neste trabalho, essa ponderação é realizada através das probabilidades calculadas pela equação (13). Desta maneira, insere-se a influência das covariáveis no processo de geração do mapa de probabilidades. Mais informações do processo da simulação de Monte Carlo para geração desses mapas de probabilidades podem ser encontradas em Bivand, Pebesma e Gómez-Rubio (2008).

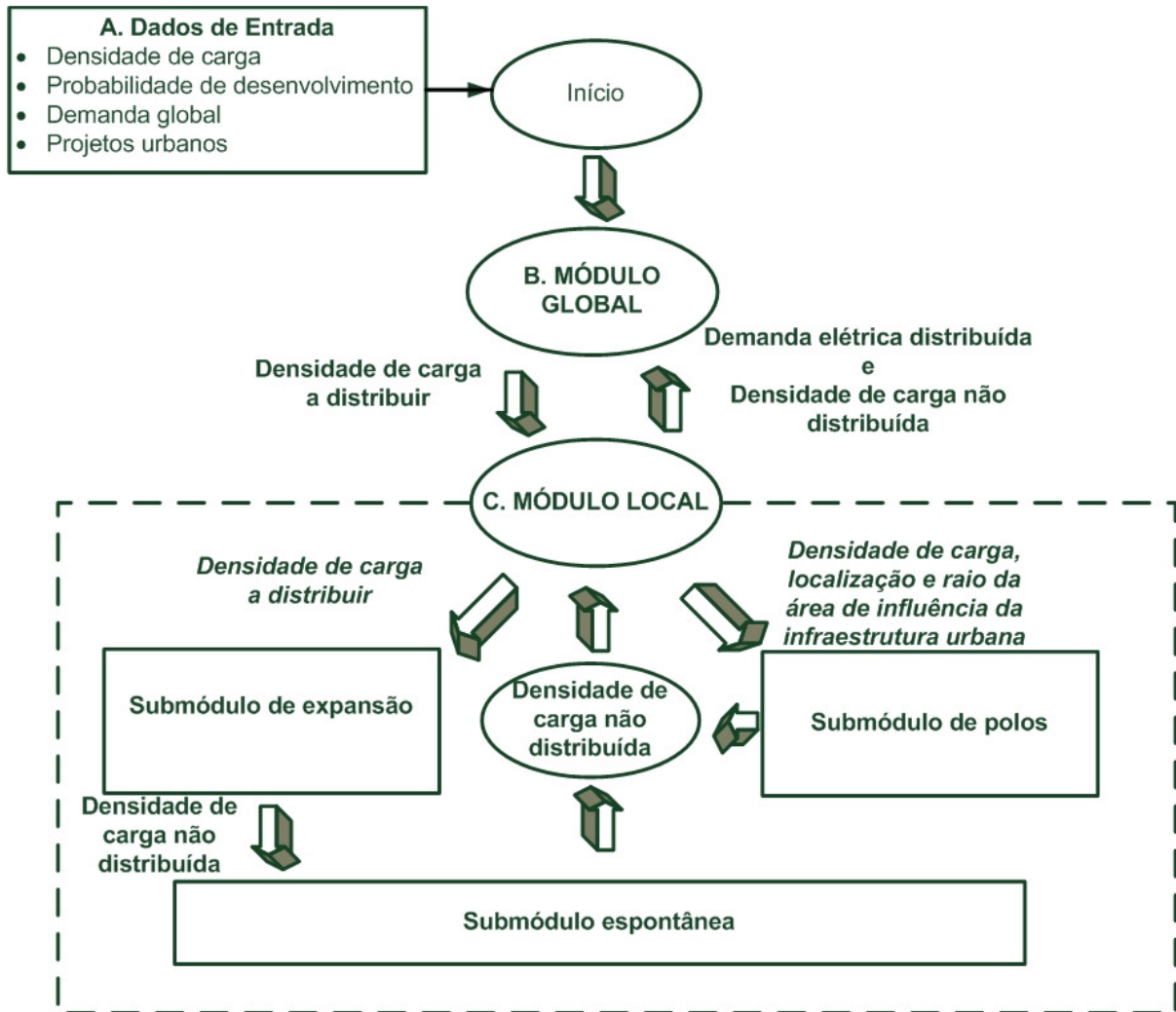
5 MÉTODO PROPOSTO PARA A SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA CONSIDERANDO A GEOMETRIA FRACTAL DA ZONA URBANA

Conforme explicado na Seção 2.4.4 do Capítulo 2, os métodos fundamentados em autômatos celulares e multiagentes criam distribuições espaciais de densidade de carga mais homogêneas. Assim, tais métodos não podem representar, de forma adequada, a distribuição espacial da densidade de carga na cidade. Portanto, é necessária a busca de novos métodos que possam caracterizar melhor essa distribuição espacial. Desta forma, neste capítulo, apresenta-se um método de simulação por quadrícula para realizar a simulação do crescimento da densidade de carga utilizando conceitos da geometria fractal da zona urbana com o intuito de melhorar a caracterização da distribuição espacial do consumo de energia na cidade. No início deste capítulo, serão explicadas as duas etapas finais da construção do método proposto seguindo a metodologia apresentada por Almeida (2004). Na sequência, é apresentado o algoritmo geral do método proposto. No final do capítulo, um exemplo numérico é apresentado para explicar os detalhes da simulação realizada pela proposta.

5.1 MODELAGEM DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA POR MEIO DO MÉTODO DE SIMULAÇÃO PROPOSTO

No método de simulação por quadrícula proposto considera-se uma abordagem de cima para baixo para realizar a distribuição espacial da demanda global na zona urbana. Com o intuito de caracterizar os padrões complexos do crescimento dinâmico da carga, os quais derivam das interações individuais dos habitantes, consideram-se dois módulos que trocam informações. No primeiro módulo, calcula-se a dimensão fractal da zona urbana para se determinar a densidade de carga total que será repartida nas quadrículas. No segundo módulo escolhe-se as quadrículas que devem ter uma mudança na sua densidade de carga e probabilidade de desenvolvimento, os quais serão chamados de estados da quadrícula. O processo de simulação termina quando é distribuída toda a demanda global prevista, gerando um mapa com a distribuição espacial da densidade de carga. Na Figura 17, mostra-se um diagrama de blocos das etapas gerais da modelagem seguida pelo método de simulação proposto neste trabalho.

Figura 17 – Estrutura da modelagem do crescimento da densidade de carga seguida no método proposto de simulação por quadrícula.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

A seguir explica-se cada uma das etapas mostradas na Figura 17.

5.1.1 Módulo Global

Este módulo determina a densidade de carga total para cada passo de tempo (DC_t). Para realizar o cálculo desta densidade, utiliza-se a dimensão fractal da zona urbana, a fim de caracterizar o espaço ocupado dentro do perímetro urbano. Segundo Batty (2007), a estimação exata representa melhor a quantidade de espaço ocupado na zona de estudo, assim, a partir da Equação (7), mostrada na Seção 3.2 do Capítulo 3, pode-se obter a seguinte expressão:

$$D_e = \frac{\log N}{\log R} \quad (16)$$

em que N é o número de quadrículas com carga e R é o número máximo entre as colunas ou as linhas da grade utilizada para dividir a zona de estudo.

No trabalho de Makse et al. (1998), apresenta-se um modelo de percolação correlacionado para encontrar padrões na ocupação das regiões na cidade por parte dos habitantes, considerando a dimensão fractal da cidade e funções de distribuição. Tais funções são representadas por meio de leis de potência e expoentes críticos. Esse modelo foi adaptado para determinar o valor de DC_t no processo de simulação. Os expoentes críticos utilizados no modelo de percolação são parâmetros a serem calibrados para o ajuste do método proposto. Desta forma, a densidade de carga a ser distribuída para cada passo de tempo é calculada através das seguintes expressões:

$$N(A) = K_{prop} \cdot A^{-(\tau + \frac{1}{D_e \cdot v})} \quad (17)$$

$$DC_t = \left(\frac{D_{global} - DE_{Local\ t-1}}{T \cdot N(A)} \right) + DCN_{t-1} \quad (18)$$

em que, D_{global} é o resultado da previsão da demanda global na zona urbana em MW ; T é o número de anos dessa previsão; $DE_{Local\ t-1}$ é a demanda elétrica distribuída pelo módulo local no passo de tempo $t - 1$; DCN_{t-1} é a densidade de carga em MW/km^2 que não foi distribuída no passo de tempo $t - 1$; $N(A)$ é a quantidade estimada de área total a ser ocupada no passo t em km^2 ; A é a resolução espacial (área da quadrícula) em km^2 ; D_e é a dimensão fractal; K_{prop} e v são parâmetros a ser calibrados, e $\tau = 1 + \frac{2}{D_e}$. Os valores de $DE_{Local\ t-1}$ e DCN_{t-1} para $t = 1$, primeira iteração, são zerados.

O valor da constante adimensional K_{prop} da Equação (17), difere daquele da expressão utilizada no trabalho apresentado em Makse et al. (1998) para o cálculo da distribuição $N(A)$. A forma de como determinar o valor de K_{prop} será mostrada na Seção 5.2.1.

Na Equação (18), considera-se a densidade de carga DCN_{t-1} , que não foi distribuída no passo de tempo $t - 1$, e essa densidade de carga é o resultado do critério de parada utilizado no módulo local, o qual será explicado em detalhe na Seção 5.1.2 deste capítulo.

A previsão do crescimento de demanda global de energia elétrica na cidade é uma informação disponível na maioria de empresas de distribuição em razão da compra de energia e/ou seu planejamento financeiro (WILLIS, 2002). O método proposto realizará a distribuição do valor desta demanda global nas diversas quadrículas da grade considerada. Para obter essa previsão global, existem muitas metodologias amplamente pesquisadas e divulgadas que não fazem parte do objetivo deste trabalho. Este passo pode ser realizado utilizando as técnicas de previsão de demanda elétrica tradicional, como técnicas de inteligência artificial, séries temporais, estudos econométricos, entre outras (ALFARES; NAZEERUDDIN, 2002).

Na Figura 18, mostra-se a sequência de passos realizados pelo módulo global para determinar o valor de DC_t . Os dados de entrada para este módulo são: o valor da previsão da demanda global (D_{global}), o número de anos da previsão (T), a demanda elétrica distribuída ($DE_{Local\ t-1}$) e densidade de carga não distribuída (DCN_{t-1}) no passo anterior pelo módulo local. O valor de DC_t será informado ao módulo local.

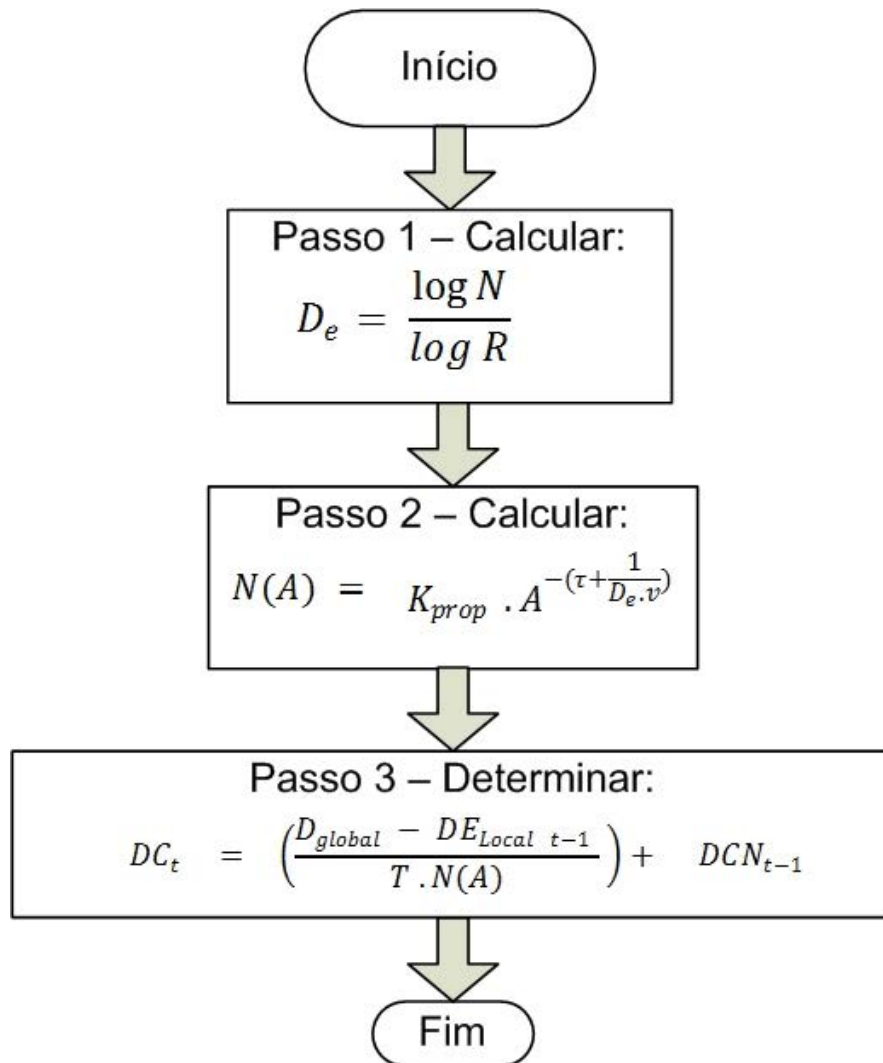
5.1.2 Módulo Local

Este módulo determina as quadrículas que terão um aumento na sua densidade de carga, sendo este processo conhecido como alocação de cargas (WILLIS, 2002). Neste trabalho, para realizar tal alocação, gera-se um número aleatório que é comparado com a probabilidade da quadrícula escolhida. Esse critério é semelhante ao utilizado no software DINAMICA EGO, (2012) para simulação de dinâmicas urbanas, como se mostra nos trabalhos de Almeida (2007) e Trentin e Freitas (2010). Considerando o critério antes explicado, se o número aleatório for maior que a probabilidade, então a quadrícula não apresenta mudanças em seus estados (probabilidade e densidade de carga). Caso contrário, se a probabilidade é maior ou igual ao número aleatório, então se consideram as seguintes regras de transição:

- Se uma quadrícula tem uma densidade de carga igual a zero, então haverá um aumento na sua densidade e ganhará uma probabilidade de desenvolvimento igual a 90% para o próximo passo de tempo;
- Se uma quadrícula tem uma densidade de carga diferente de zero, então haverá um aumento na sua densidade e ganhará uma probabilidade de desenvolvimento associada ao nível de densidade de carga para o próximo passo de tempo. Isto é,

foi utilizada uma escala de probabilidades de 1% até 90% para modificar as probabilidades das células escolhidas por este submódulo, na qual a mudança para 1% corresponderá às quadriculas com densidade de carga maior ou igual a 75% do valor máximo da densidade de carga disponível na base de dados. Desta forma, procura-se reproduzir o crescimento da demanda em forma de “S” para uma subárea (WILLIS, 2002).

Figura 18 – Sequências de passos realizados para determinar o crescimento da densidade de carga total no Módulo Global.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Com o intuito de modelar as inter-relações entre os habitantes no processo de ocupação do solo, consideraram-se três submódulos que utilizam as regras supracitadas e trabalham de forma conjunta para determinar o incremento da densidade de carga em cada quadricula escolhida. Tais submódulos são detalhados a seguir.

5.1.2.1 Submódulo de Expansão

Neste submódulo, caracteriza-se a preferência dos habitantes de morar o mais perto possível do centro de atividades, fundamentando-se no modelo urbano centro-periferia (BATTY, 2007). Assim, o crescimento de carga simulado por este submódulo considera os efeitos das quadriculas vizinhas ao centro de atividades, inclusive as quadriculas com densidade de carga igual a zero e com alta probabilidade de desenvolvimento.

O valor da densidade de carga para cada quadricula que for escolhida por este submódulo é determinado através de uma função exponencial decrescente, como se mostra a seguir:

$$\rho_{x,y}(r) = DC_t \cdot e^{-\lambda r} \quad (19)$$

na qual $\rho_{x,y}(r)$ é a densidade de carga a ser distribuída em MW/km^2 na quadricula localizada na linha x e coluna y da grade, a uma distância r do centro de atividades, em número de quadriculas; λ é um expoente crítico a ser calibrado, sendo determinado de forma experimental para cada cidade (MAKSE et al., 1998).

A densidade de carga determinada através da Equação (19) difere do valor estatístico considerado no trabalho de Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a) que utilizou um valor médio para ser distribuído em cada subárea ou quadricula escolhida. A formulação matemática para determinar tal densidade de carga é um diferencial deste trabalho em comparação com outros métodos de simulação de carga.

Em razão do decaimento exponencial decrescente da Equação (19), o algoritmo deste submódulo pode levar muito tempo de execução para repartir o valor de DC_t . Desta forma, determinou-se um valor mínimo de densidade de carga, que é igual a $0,001 MW$. Essa densidade mínima foi escolhida experimentalmente. Outros valores podem ser escolhidos segundo o critério do planejador ou pode ser deixado para etapa de calibração do modelo. Assim, quando a densidade de carga for menor ou igual a $0,001 MW$, a repartição é encerrada. Nesse caso, aquilo que resta distribuir será informado ao submódulo espontâneo, como será explicado na próxima Seção 5.1.2.2.

Para modelar o crescimento centro-periferia da cidade, a alocação de carga é realizada a partir do centro de atividades, distribuindo a carga na direção da periferia. Cada quadricula é escolhida para receber, ou não, um incremento na sua densidade de carga dentro de uma

janela 3x3. Por exemplo, considere-se a Figura 19, que ilustra uma janela 3x3 delimitada por uma linha grossa onde cada posição tem uma probabilidade de desenvolvimento, expressa em porcentagem. No centro da janela encontra-se a quadrícula sob análise para este exemplo.

Figura 19 – Localização inicial no submódulo de expansão.

40%	60%	30%	30%	10%	10%	60%
40%	40%	60%	10%	60%	10%	30%
40%	40%	40%	60%	10%	10%	30%
50%	50%	50%	20%	30%	30%	90%
80%	80%	80%	70%	90%	90%	30%
40%	40%	60%	10%	60%	30%	90%
40%	60%	30%	30%	60%	10%	60%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para a seleção da quadrícula seguinte, executa-se a técnica de torneio com o objetivo de representar a característica estocástica dos usuários no sistema de distribuição. Para isto, escolhem-se aleatoriamente quatro quadrículas da janela que competem entre si duas a duas. Então, é gerado um número aleatório, e a quadrícula vencedora em cada torneio é aquela cuja probabilidade de desenvolvimento for maior ou igual ao número aleatório gerado. Este processo é semelhante à seleção por torneio utilizado nos algoritmos genéticos (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003). Os vencedores competem entre si, para que haja somente uma única quadrícula ganhadora, modelando a aleatoriedade controlada e sobrevivência estatística do mais forte no processo estocástico do uso da energia elétrica. Esta técnica de seleção foi desenvolvida depois de fazer vários processos de experimentação, obtendo-se uma melhor distribuição da densidade de carga e melhor representação do caráter estocástico dos usuários nos sistemas de distribuição, conforme mostrado no trabalho de Melo (2010).

Para o exemplo antes mencionado, supõe-se que a quadrícula ganhadora é aquela com probabilidade de desenvolvimento de 60%. As probabilidades das demais quadrículas são zeradas, para evitar um processo de retrocesso, como se mostra na Figura 20. As probabilidades de tais quadrículas voltarão a seus valores originais no início da execução do algoritmo geral do método proposto.

Nessa nova posição, o submódulo vai analisar para modificar, ou não, os estados da célula escolhida. Isto de forma aleatória controlada, considerando a probabilidade de desenvolvimento como fator de controle. Uma vez tomada esta decisão, será gerada uma nova janela 3x3, tendo como referência a quadrícula analisada.

Novamente, este procedimento se repete até atingir o critério de parada, isto é, distribuir a densidade de carga até que o valor da densidade de carga seja menor ou igual a 0,001 MW. Caso se chegue ao perímetro urbano e não tenha atingido o critério de parada, deve-se começar novamente a partir do centro de atividades. Os estados das quadrículas são atualizados no início da execução deste submódulo para cada passo de tempo.

Figura 20 – Primeira iteração do submódulo de expansão.

40%	60%	30%	30%	10%	10%	60%
40%	40%	60%	10%	60%	10%	30%
40%	40%	0	60%	0	10%	30%
50%	50%	0	↑	0	30%	90%
80%	80%	0	0	0	90%	30%
40%	40%	60%	10%	60%	30%	90%
40%	60%	30%	30%	60%	10%	60%

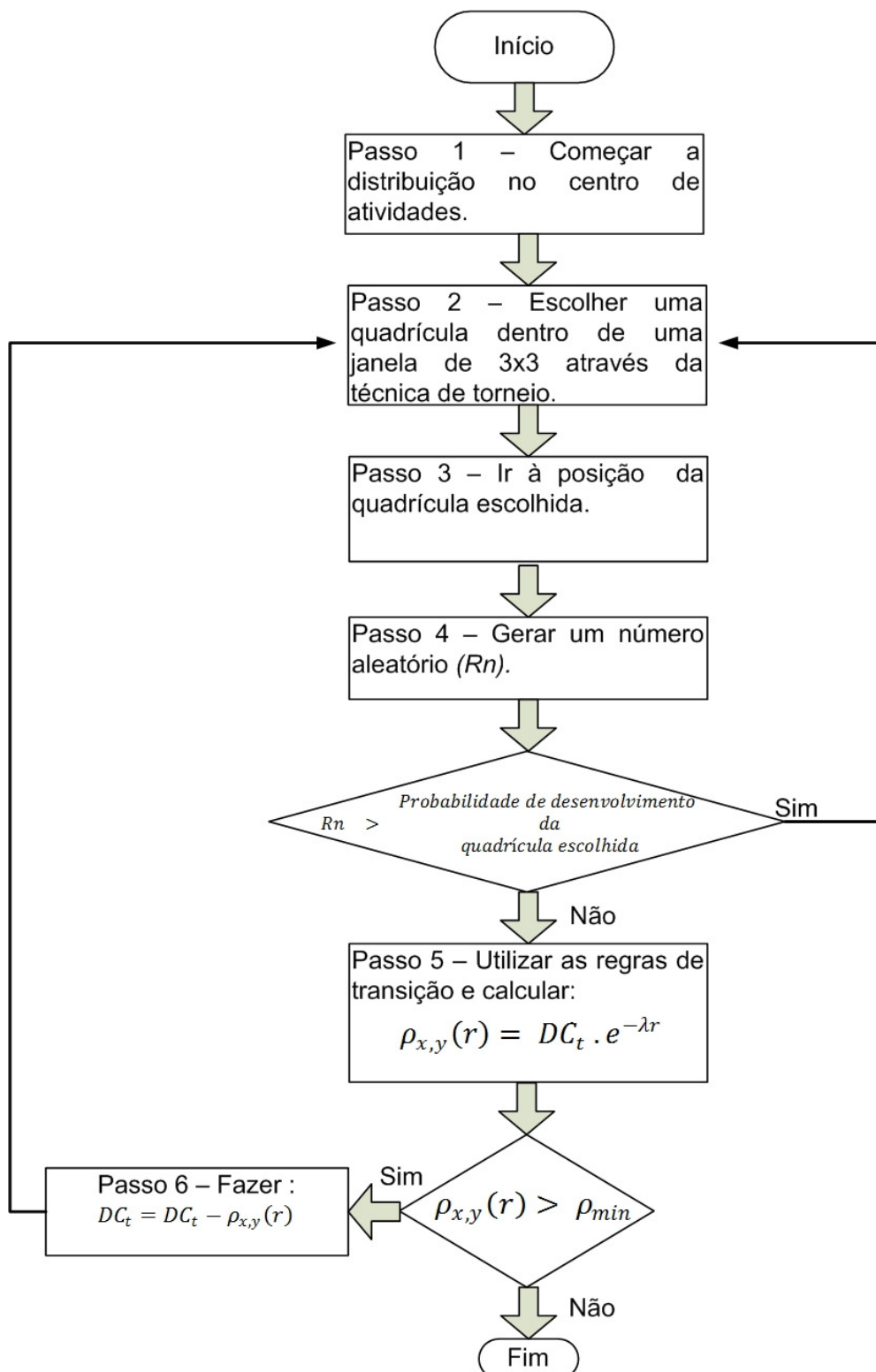
Fonte: Elaboração do próprio autor.

O algoritmo deste submódulo é apresentado na Figura 21. Os dados de entrada para este submódulo são: a densidade de carga calculada pelo módulo global (DC_t), e o mínimo valor da densidade a ser distribuída (ρ_{min}).

5.1.2.2 Submódulo Espontâneo

Este submódulo caracteriza o crescimento das novas cargas que não seguem os planos de zoneamento da secretaria de planejamento urbano da cidade. Isto é, aquelas cargas que surgem pela vontade própria dos usuários de escolher qualquer subárea ou região para realizar suas atividades. Tais cargas são alocadas de forma aleatória na grade. Este submódulo trabalha de forma conjunta com o submódulo de expansão na distribuição da densidade de carga.

Figura 21 – Fluxograma do algoritmo do submódulo de expansão.



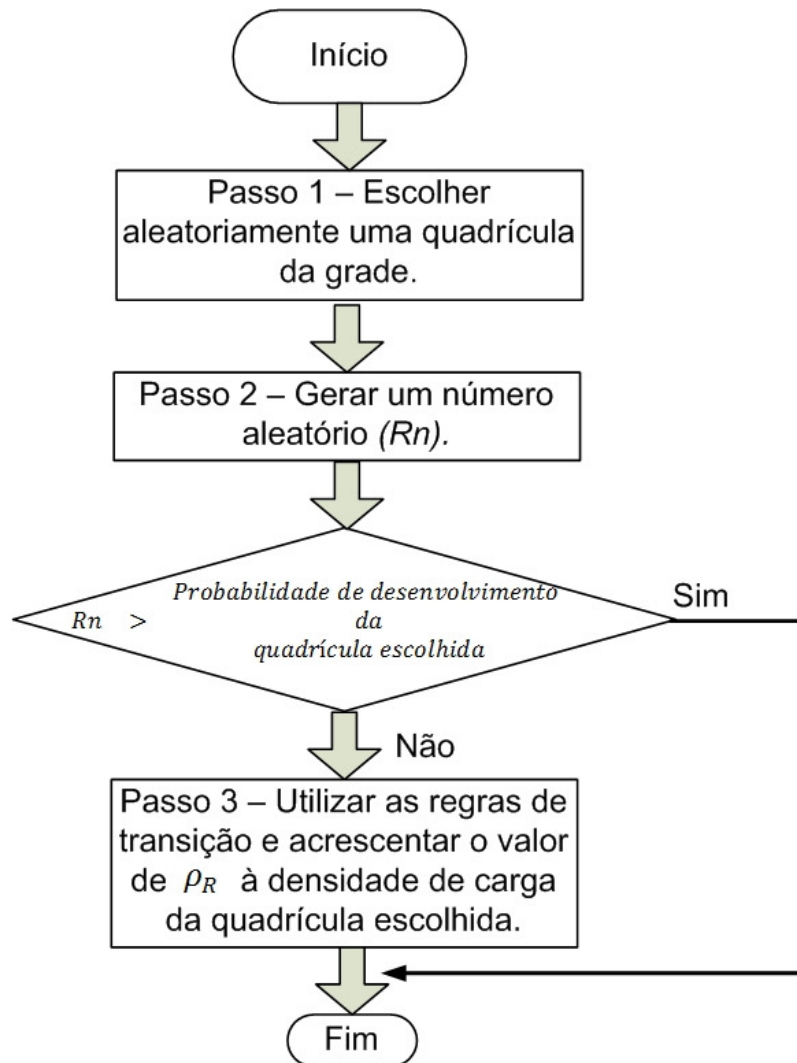
Fonte: Elaboração do próprio autor.

O crescimento caracterizado por este submódulo é similar ao modelado pela função de transição de *Patcher* no software DINAMICA EGO (2012). Através dessa função, é possível

modelar desenvolvimentos urbanos que podem não ser caracterizados pelo submódulo de expansão.

A sequência de passos realizados por este submódulo é mostrada na Figura 22. O dado de entrada para o algoritmo deste submódulo é a densidade de carga residual do submódulo de expansão (ρ_R).

Figura 22 – Fluxograma do algoritmo do submódulo espontâneo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

5.1.2.3 Submódulo de polos

Através deste submódulo, é caracterizado o crescimento por causa de infraestruturas urbanas que atraem ou repelem novos usuários, ou podem apresentar uma mistura destas,

dentro de seu entorno ou área de influência. Tais infraestruturas não têm uma interação direta com o centro de atividades, apresentando um efeito local de crescimento da carga.

Em Willis (2002), analisa-se a alocação de uma carga industrial dentro de uma zona disponível, a qual se encontra fora da cidade e não tem serviços necessários para abastecer as atividades dessa carga industrial. Deste modo, são criadas novas cargas (serviços) em seu entorno. Ao final dessa análise, foi mostrada a quantidade total de consumidores residenciais e comerciais criada, os quais são necessários para as atividades da nova carga industrial. Essas tabelas podem ser utilizadas para determinar a densidade de carga total a ser distribuída no entorno das infraestruturas urbanas. Um critério prático é assumir que a densidade de carga total a ser distribuída é um múltiplo da capacidade do transformador de distribuição. Depois de realizados vários experimentos considerando diferentes tipos de cargas para consumidores de classe A (consumidores abastecidos pelas redes elétricas de média tensão) encontrou-se que a densidade a distribuir é igual a 2,5% da potência nominal do transformador de distribuição que abastece a demanda elétrica da infraestrutura urbana, conforme foi mostrado em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 c). Desta forma, para este submódulo, foi levado em conta esse critério a fim de determinar a densidade de carga futura devido aos novos consumidores gerados pelas infraestruturas.

Cada vez que este submódulo for inicializado, realiza-se uma mudança das probabilidades de desenvolvimento para todas as quadrículas localizadas dentro da área de influência da infraestrutura. Essa mudança de probabilidades pode ser realizada considerando uma diminuição ou aumento, caso seja repulsiva ou atrativa, respectivamente, de forma igual aos valores das probabilidades (MELO, 2010). Outras formas de determinar as novas probabilidades de desenvolvimento para essas quadrículas podem ser através: da inferência bayesiana (BERNARDO; SMITH, 1994); do uso de uma distribuição normal bivariada das probabilidades de desenvolvimento a ser modificada, calculando a correlação entre a localização da infraestrutura e as quadrículas vizinhas que se encontram na sua área de influência (ROBERT; CASELLA, 1999); de uma filtragem do conjunto de valores não correlacionados de probabilidades para obter um novo conjunto correlacionado, utilizando um filtro de Fourier (MAKSE et al., 1996), sendo que esta última técnica foi utilizada neste trabalho para obter um conjunto de probabilidades correlacionadas para as quadrículas que se encontram na área de influência de cada infraestrutura.

No processo de filtragem explicado por Makse et al. (1996), considera-se uma sequência de números não correlacionados com distribuição gaussiana $\{S(u)\}$; na qual u representa a posição da quadrícula na grade regular; desta forma, $u = (i, j)$; $i, j = 1, 2, \dots, G$

sendo G o número máximo de colunas da grade. No método proposto, considerou-se que essa sequência é formada pelas probabilidades de desenvolvimento das quadriculas que se deseja correlacionar. Observe-se que o modelo descrito por Makse et al. (1996) inicia com números que têm uma distribuição gaussiana. Portanto, é necessário verificar se as probabilidades a correlacionar seguem uma distribuição normal. No entanto, se o número de elementos do conjunto formado por essas probabilidades (amostra) é um número consideravelmente alto, então a distribuição amostral de sua média pode-se aproximar de uma distribuição normal, como é explicado no Teorema Central do Limite (SALVATORE; REAGLE, 2002).

A saída do filtro de Fourier explicado em Makse et al. (1996) é uma nova sequência $\{S'(u)\}$ correlacionada através de uma função de lei de potência $C(\ell)$, a qual pode ser considerada como idêntica a $(1 + \ell^2)^{-\alpha/2}$, sendo $\ell = |u - u'|$; α é o expoente de correlação do sistema e varia no intervalo de $0 < \alpha < Dim = 2$, em que Dim é a dimensão do sistema. Com $\alpha \geq 2$, representa-se um sistema sem correlação; se $\alpha \rightarrow 0$, é um sistema altamente correlacionado. O valor de α deve ser calibrado.

Seja $\{P(u_k) / k = 1, 2, \dots, n\}$ o conjunto de probabilidades de desenvolvimento das n quadriculas que se encontram localizadas dentro da área de influência de uma infraestrutura. Os passos para criar o conjunto de probabilidades correlacionadas dessas quadriculas através do Filtro de Fourier são os seguintes:

1. Criar o conjunto $\{F_k / k = 1, 2, \dots, n\}$, no qual F_k é o coeficiente da transformada de Fourier de $P(u_k)$.
2. Determinar a densidade espectral (S_k), através de:

$$S_k = \frac{2\pi}{\Gamma(\beta_2 + 1)} \left(\frac{q}{2}\right)^{\beta_2} K_{\beta_2}(q) \quad (20)$$

$$K_{\beta}(q) = \begin{cases} \frac{\Gamma(\beta)}{2} \left(\frac{q}{2}\right)^{\beta} & \text{if } q \ll 1 \\ \sqrt{\frac{\pi}{2q}} e^{-q} & \text{if } q \gg 1 \end{cases} \quad (21)$$

em que $q = |\vec{q}|$; $q_i = 2\pi m_i / n$; $-n/2 \leq m_i \leq n/2$; $i = 1, 2$, ou seja, q é o módulo de um vetor com dois componentes que estão no intervalo $-n/2 \leq m_i \leq n/2$; Γ é a função Gama; $\beta_2 = (\alpha - 2)/2$; $K_{\beta}(q)$ é a função modificada de Bessel que por definição $K_{-\beta} = K_{\beta}$.

3. Fazer:

$$n_k = (S_k)^{1/2} F_k \quad (22)$$

4. Calcular a transformada inversa de Fourier do conjunto $\{n_k / k = 1, 2, \dots, n\}$ para obter o conjunto de probabilidades correlacionados $\{P'(u_k) / k = 1, 2, \dots, n\}$.

O filtro de Fourier foi escolhido porque a função de correlação com lei de potência permite modelar o desenvolvimento das quadriculas considerando um decaimento gradual em função da distância a partir da localização da infraestrutura (MAKSE et al., 1998). A função de correlação é incorporada no passo 2 em virtude da utilização das funções Gama e Bessel, conforme explicado em Makse et al. (1996).

No submódulo de polos, são consideradas as quadriculas vizinhas, com densidade de carga igual a zero ou diferente de zero que poderiam receber novas cargas. Também, consideram-se as quadriculas que podem ser repelidas em função da influência da nova carga.

A alocação de cargas é realizada seguindo uma distribuição em forma de ondas. Isto é, inicializa-se na localização do polo, até que o valor da densidade de carga a repartir seja menor ou igual ao valor mínimo fixado, terminando a execução do algoritmo de alocação. Esse critério de parada é similar ao considerado no algoritmo do submódulo de expansão. O valor restante da densidade de carga será informado ao módulo global, que calculará a densidade de carga para o submódulo de expansão no passo de tempo seguinte. Esse critério foi considerado para caracterizar as mudanças de endereços de alguns consumidores por causa da procura de melhores localidades para morar (mais próximas do centro de atividades) ou pela criação de novas cargas que contribuem para o crescimento natural da cidade.

A densidade de carga que vai receber cada quadricula escolhida pelo submódulo é determinada através da Equação (19). Porém, neste caso, deve-se considerar a distância em relação à localização da infraestrutura. No caso em que a infraestrutura tenha a característica de repulsão, este submódulo considera um mesmo valor da expressão, só que com valor negativo.

As quadriculas são escolhidas dentro de uma janela $(2w + 1) \times (2w + 1)$, sendo o valor de w é o número da onda de propagação, e seu valor deve ser menor igual ao raio de área de influência. Por exemplo, na Figura 23, ilustra-se uma janela 3x3 delimitada por uma linha vermelha, para mostrar a onda número 1; uma janela 5x5 delimitada por uma linha azul, para mostrar a onda número 2. Uma janela 7x7 delimitada por uma linha verde, para mostrar a onda número 3. Cada quadricula das janelas tem uma probabilidade de desenvolvimento, expressa em porcentagem. No centro da janela, encontra-se a infraestrutura em análise para este exemplo, de cor cinza.

Figura 23 – Janela para as três primeiras ondas de propagação.

40%	60%	30%	30%	10%	10%	60%	10%	30%
60%	40%	60%	30%	30%	10%	10%	60%	40%
30%	50%	20%	60%	10%	60%	10%	30%	40%
30%	40%	40%	10%	40%	10%	10%	30%	40%
90%	50%	50%	20%	50%	10%	30%	70%	50%
30%	60%	60%	10%	30%	40%	70%	30%	80%
90%	40%	40%	40%	10%	40%	30%	90%	40%
60%	40%	60%	30%	30%	40%	10%	60%	40%
80%	80%	70%	90%	40%	60%	10%	60%	30%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para cada onda de propagação, analisam-se todas as quadrículas com probabilidades de desenvolvimento diferente de zero. Isto é, gera-se um número aleatório que é comparado com a probabilidade de cada quadrícula. Essa análise dependerá se a infraestrutura tem uma característica de atração, repulsão ou uma combinação destas, sendo informado através do sinal que acompanha o valor de DC_t , positivo e negativo, para atração e repulsão, respectivamente. Nesse caso, se o número aleatório for menor que a probabilidade da quadrícula, então se podem obter as seguintes respostas:

- se a infraestrutura tem uma característica de atração, então se aplicam as regras de transição para determinar mudanças no estado da quadrícula;
- se a infraestrutura tem uma característica de repulsão, então as quadrículas com densidade de carga diferente de zero perderão uma quantidade de demanda que será adicionada à onda de propagação.
- se a infraestrutura tem uma característica mista, então se aplicam as regras de transição para determinar mudanças no estado da quadrícula, o incremento ou decremento da densidade de carga será o resultado da multiplicação do valor de DC_t vezes um número aleatório gerado entre -1 e 1 .

No exemplo anterior, considera-se que um raio de influência igual a duas quadrículas. A janela da primeira é mostrada na Figura 24. As probabilidades de desenvolvimento das quadrículas e números aleatórios gerados para análise desta janela são organizadas em dois vetores, para fins ilustrativos, e mostrados na Figura 25.

Figura 24 – Janela para a primeira onda.

40%	60%	30%	30%	10%	10%	60%
50%	20%	60%	10%	60%	10%	30%
40%	40%	10%	40%	10%	10%	30%
50%	50%	20%	50%	20%	30%	70%
60%	60%	10%	30%	40%	70%	30%
40%	40%	40%	10%	40%	30%	90%
40%	60%	30%	30%	40%	10%	60%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 25 – Vetores associados com a janela da primeira onda.

1	2	3	4	5	6	7	8
0,10	0,40	0,10	0,20	0,20	0,10	0,30	0,40
Vetor de probabilidades							
1	2	3	4	5	6	7	8
0,40	0,60	0,30	0,50	0,10	0,20	0,70	0,80
Vetor de números aleatórios							

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para se passar à segunda onda, será necessário zerar os elementos da janela da onda anterior, para que estes elementos não sejam considerados na nova janela; suas probabilidades voltarão a seus valores originais no início da execução do algoritmo geral do método proposto. Na Figura 26, mostra-se a janela da segunda onda. Para fins ilustrativos, as

probabilidades e número aleatórios gerados correspondentes a esta janela são organizados em dois vetores e mostrados na Figura 27.

Figura 26 – Janela da segunda onda.

40%	60%	30%	30%	10%	10%	60%
50%	20%	60%	10%	60%	10%	30%
40%	40%	0	0	0	10%	30%
50%	50%	0	50%	0	30%	70%
60%	60%	0	0	0	70%	30%
40%	40%	40%	10%	40%	30%	90%
40%	60%	30%	30%	40%	10%	60%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 27 – Vetores associados à janela da segunda onda.

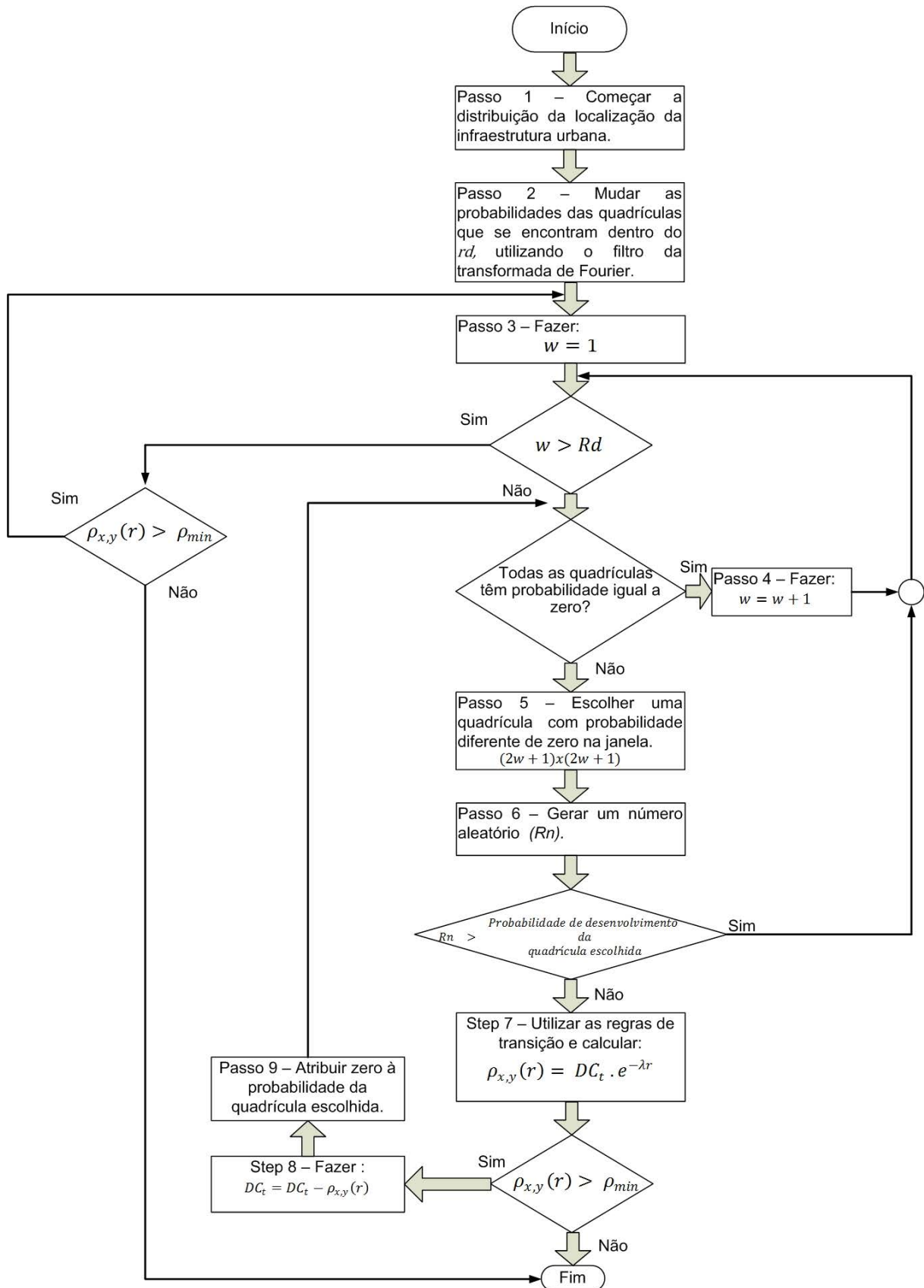
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
0,20	0,60	0,10	0,60	0,10	0,40	0,10	0,50	0,30	0,60	0,70	0,40	0,40	0,10	0,40	0,30
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
0,10	0,40	0,30	0,80	0,50	0,60	0,50	0,70	0,40	0,80	0,80	0,50	0,60	0,20	0,70	0,40

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Em todo momento da análise, verifica-se, se a densidade de carga a ser distribuída é menor ou igual ao valor mínimo da densidade de carga fixada pelo planejador. O processo é repetido para cada passo de tempo em que seja executado o algoritmo geral do método proposto, utilizando os estados das quadrículas do passo $t-1$ como dado de entrada para o passo t .

A sequência de passos realizados na alocação de cargas por este submódulo é mostrada na Figura 28. Os dados de entrada são: a localização das infraestruturas urbanas, a densidade de carga a se propagar (DC_t), o raio da área de influência (rd) e o mínimo valor da densidade a ser distribuída (ρ_{min}).

Figura 28 – Fluxograma do algoritmo do submódulo de polos.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

5.2 CALIBRAÇÃO DO MÉTODO DE SIMULAÇÃO PROPOSTO

Para a calibração do método proposto, utilizou-se o histórico de instalação dos transformadores de distribuição na área urbana. Esse histórico foi escolhido por conter a localização espacial desses transformadores. Além disso, essa informação espacial é a mais próxima aos consumidores ou usuários das redes elétricas. Neste trabalho, assume-se que a dinâmica da instalação de transformadores de distribuição pode ajudar a reproduzir a dinâmica do consumo de energia elétrica na área urbana.

Uma característica da base histórica supracitada é sua disponibilidade para períodos maiores de 10 anos. Em geral, os métodos de simulação do crescimento da carga são calibrados considerando datas históricas de pelo menos 10 anos, sendo esta uma prática recomendada por Willis (2002) e por muitos pesquisadores que trabalham com modelos dinâmicos espaciais (Almeida, 2007). Igualmente, como será mostrada nesta seção, a calibração de métodos de simulação por quadrícula utilizando o histórico de instalação de transformadores pode trazer algumas melhorias nesse processo, pois utiliza uma base de dados de entrada reduzida e, portanto, facilita a calibração do modelo.

Com o intuito de incorporar padrões de ocupação do solo urbano por parte dos habitantes, utilizam-se conceitos da geometria fractal, tais como crescimento correlacionado da população e expoentes críticos, conforme explicado em Makse et al. (1998).

A seguir, serão explicados todos os parâmetros que devem ser ajustados ou calibrados em cada módulo ou submódulo do método proposto.

5.2.1 Calibração do Módulo Global

Um dos valores a ser calibrado neste módulo é o expoente crítico $\mathcal{V}$ (ver Equação (17)). Esse valor pode ser determinado através das curvas apresentadas em Makse et al. (1998), que são ilustradas nas Figuras 29 e 30. Essas curvas podem ser aplicadas para cidades que apresentem uma distribuição da concentração populacional maior no centro da cidade e vai diminuindo à medida que se afasta do centro.

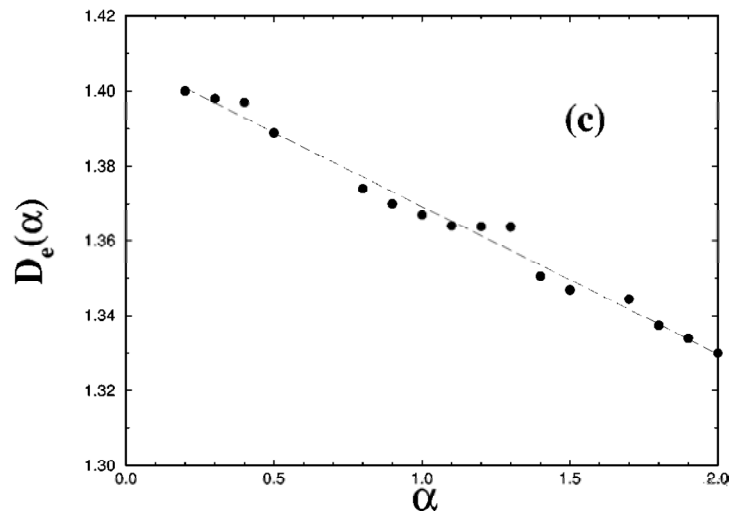
O expoente de tamanho de conexões ($\mathcal{V}$) pode ser encontrado através dos seguintes passos:

1. Calcular a dimensão fractal (D_e), utilizando a Equação (16), para cada ano do período de calibração. Logo, calcular a média aritmética dos valores encontrados

para se ter um valor médio estatístico que represente o comportamento dessa dimensão na cidade.

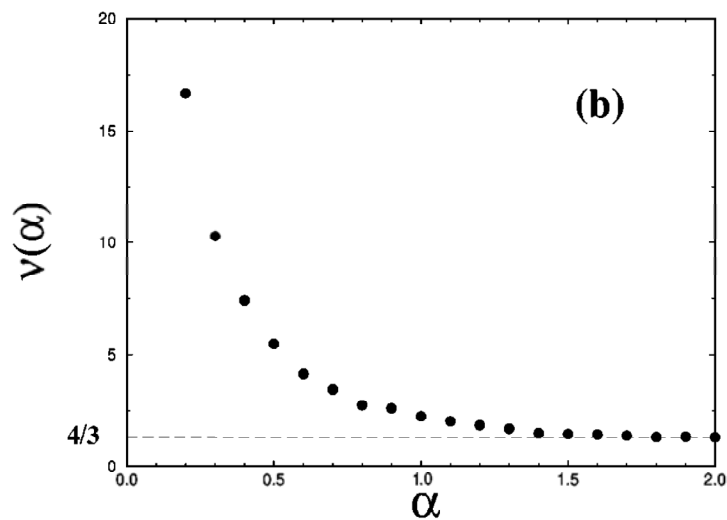
2. Utilizando a curva da Figura 29, procurar o valor correspondente do expoente de correlação (α) para o valor médio da dimensão fractal encontrado no passo anterior.
3. Utilizando a curva da Figura 30, procurar o valor correspondente do expoente de tamanho de conexões ($\mathcal{V}$) para o expoente de correlação encontrado no passo anterior.

Figura 29 – Dimensão fractal (D_e) em função do expoente de correlação (α).



Fonte: Makse et al. (1998).

Figura 30 – Expoente de tamanho de conexões ($\mathcal{V}$) em função do expoente de correlação (α).



Fonte: Makse et al. (1998).

Os passos supracitados consideram que na cidade existe um crescimento correlacionado, o qual será transformado em crescimento de carga pelo método proposto.

Outras considerações para escolher o valor de $\mathcal{V}$ podem ser encontradas no trabalho de Makse et al. (1998). Por exemplo, o valor de $4/3$ para o $\mathcal{V}$ (ver Figura 30) corresponde a um sistema não-correlacionado. Igualmente, valores pequenos de α criam sistemas mais correlacionados e com padrões espaciais com predominância do crescimento local.

Outro valor a ser calibrado é o valor da constante adimensional K_{prop} da Equação (17). No trabalho de Makse et al. (1998), foram determinadas curvas para analisar o comportamento da função de distribuição de área cumulativa de aglomerados $N(A)$ em função da área A dos aglomerados. Essas curvas não podem ser aplicadas diretamente neste trabalho, porque foram determinadas para estimar a distribuição populacional na cidade, e não para estimar a distribuição de densidade de carga, no entanto, pode-se assumir que a distribuição de carga deve acompanhar a distribuição populacional na cidade. Para encontrar essa constante, é realizada uma iteração do algoritmo geral, e nessa iteração é esperado que a demanda elétrica distribuída pelo submódulo de expansão e espontâneo deve ser igual ao resultado da divisão da previsão global por seu número de anos, considerando um cenário com taxa de crescimento da densidade de carga constante.

5.2.2 Calibração do Módulo Local

O módulo local é formado por 3 submódulos, cada um para caracterizar uma característica do incremento da densidade de carga. Os submódulos de expansão e de polos apresentam alguns parâmetros que devem ser calibrados, como se explica a seguir.

5.2.2.1 Calibração do Submódulo de Expansão

Neste submódulo, o valor do expoente crítico λ da Equação (19) deve ser calibrado e ter a mesmas unidades da distância r (distância do centro de atividades até a quadrícula escolhida pelo submódulo). O valor desse expoente é determinado de forma experimental para cada cidade. Segundo o trabalho de Makse et al. (1998), um valor aproximado para o λ é o resultado do inverso da distância do centro da cidade à sua periferia.

O valor mínimo da densidade de carga, considerado como critério de parada, foi fixado como sendo igual a $0,001 \text{ MW}/\text{km}^2$. Esse valor foi determinado experimentalmente,

outros critérios podem ser utilizados para fixar esse valor, seguindo as experiências dos planejadores.

5.2.2.2 Calibração do Submódulo de polos

Neste submódulo, também se utiliza a Equação (19) para determinar a densidade de carga a ser repartida para cada quadrícula escolhida pelo submódulo. Desta forma, o valor do expoente crítico λ deve ser calibrado e ter a mesmas unidades da distância r (distância do polo até a célula escolhida pelo submódulo). Neste caso, o valor do expoente crítico deve ser igual ao resultado do inverso do raio de sua área de influência (MAKSE et al., 1998).

Por outro lado, o algoritmo utilizado para mudar as probabilidades das quadrículas que se encontram na área de influência de cada polo considera um expoente de correlação (α), que é o mesmo explicado na Seção 5.2.1.

Novamente, o valor mínimo de densidade de carga considerado neste submódulo foi fixado com um valor igual a $0,001 \text{ MW/km}^2$.

Pelo exposto nesta seção, o método de simulação por quadrícula pode ser facilmente calibrado e tem só quatro parâmetros que devem ser determinados para sua execução.

5.3 AVALIAÇÃO DA MODELAGEM PROPOSTA

Em Almeida (2004), é explicado que na etapa de avaliação, deve-se verificar se os critérios e/ou funções utilizados na etapa de modelagem e na calibração do método proposto podem reproduzir o crescimento dinâmico do fenômeno sob estudo. A técnica utilizada para a avaliação deve ser escolhida segundo as características do fenômeno em estudo.

O erro cometido na simulação do crescimento da densidade de carga não pode ser visto como um número em uma só dimensão, pois o problema tem duas dimensões. Deste modo, é necessário determinar tal erro em todas as subáreas encontradas pelo método de simulação, a fim de avaliar a eficácia deste na caracterização do crescimento de carga no nível de subáreas (WILLIS, 2002). Assim, para quantificar a eficácia do padrão espacial encontrado pelo método proposto, realiza-se uma análise espacial do erro considerando a metodologia detalhada em Willis (1983). Essa análise quantifica o erro de cada quadrícula, ponderando o erro de posição das cargas alocadas pelo método, através de:

$$U_s(i, j) = \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \frac{e_{x,y}}{L_{x,y} \cdot S} \cdot P_s(\sqrt{(i-x)^2 + (j-y)^2}) \quad (23)$$

$$S = \sum_{i=-\beta}^{\beta} \sum_{j=-\beta}^{\beta} P_s(\sqrt{i^2 + j^2}) \quad (24)$$

na qual $P_s(\sqrt{(i-x)^2 + (j-y)^2})$ é uma superfície de probabilidades para mensurar a possibilidade do erro da quadícula aparecer a uma distância d desta, sendo $P_s(d) = 1$ para $d = 0$ e $P_s(d) = 0$ para $d > \beta$; o valor de β é determinado experimentalmente; $L_{x,y}$ é o crescimento da carga na coluna x e na linha y da grade; $e_{x,y}$ é a diferença entre a carga atual e a simulada na coluna x e na linha y da grade; S é o volume debaixo da superfície $P_s(d)$.

Em Willis (1983), são explicados os passos para construir de forma experimental a superfície $P_s(d)$, considerando elementos da rede de distribuição. O perfil dessa superfície tem um comportamento exponencial decrescente, semelhante ao da função utilizada para determinar a densidade de carga a ser distribuída para cada quadícula (ver Equação (19)). Nesse contexto, assume-se que $P_s(d) = e^{-\lambda d}$, sendo $\lambda = 1/\beta$.

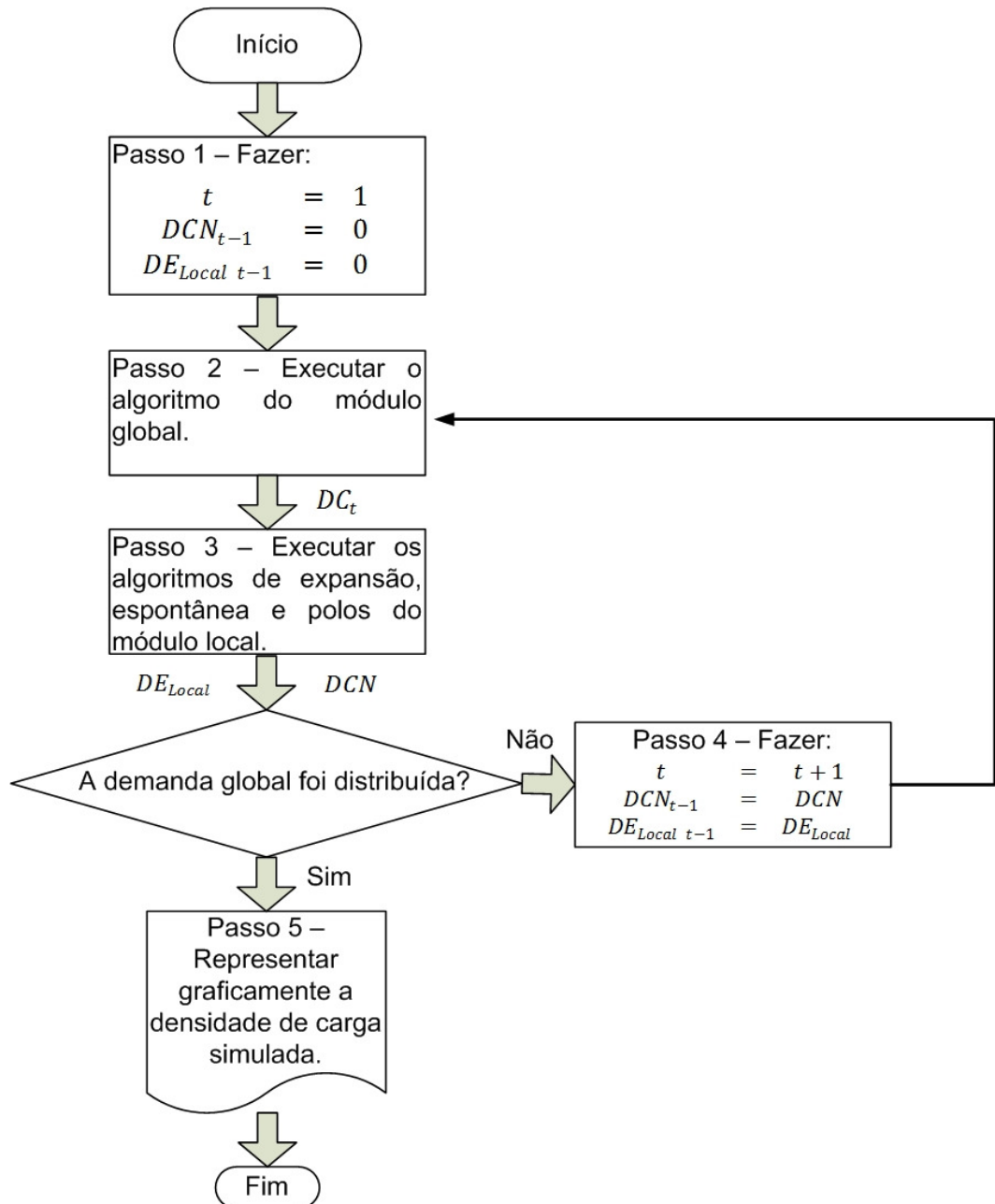
A metodologia explicada em Willis (1983) foi escolhida por gerar um mapa que mostra a distribuição espacial do erro cometido pelo método de previsão espacial. Assim, é possível observar as zonas onde o método não caracteriza adequadamente o crescimento de carga e a porcentagem de erro cometido.

A análise espacial do erro, detalhado nesta seção, deve ser compreendida como uma forma de avaliar os critérios e funções utilizados na modelagem do fenômeno em estudo. Esse erro deve ser interpretado como sendo o quanto o modelo não pode explicar ou reproduzir da dinâmica em estudo (ALMEIDA, 2004).

5.4 ALGORITMO GERAL PARA A SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA DO MÉTODO PROPOSTO

Os módulos descritos nas Seções 5.1.1 e 5.1.2 trabalham em conjunto, trocando informações, até distribuir toda a demanda global prevista (critério de parada do algoritmo geral). Atingido esse critério, realiza-se o mapa com distribuição espacial da densidade de carga. Na Figura 31, mostra-se o algoritmo geral do método proposto.

Figura 31 – Fluxograma do algoritmo geral do método de simulação proposto.



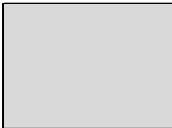
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Com o intuito de uma melhor compreensão dos detalhes da simulação do crescimento da carga através do método proposto, apresentam-se duas iterações do algoritmo geral. Considera-se uma cidade dividida por uma grade de 7×7 com uma resolução espacial de $4,84 \text{ km}^2$ (área da quadrícula) e 20 quadrículas com carga, conforme é mostrado na Figura 32, em que o centro da cidade é representado por uma quadrícula de cor cinza. Igualmente, mostra-se a densidade de carga (MW/km^2) e a probabilidade de desenvolvimento (%) para cada quadrícula. O crescimento da demanda global é igual a 400 MW para um horizonte de 10

anos. No primeiro ano, tem-se previsto a construção de um centro comercial na zona norte da cidade, sendo ilustrado na Figura 32 por meio de uma quadrícula de cor amarela.

Figura 32 – Representação da cidade no início da simulação para o exemplo numérico.

	1	2	3	4	5	6	7
1	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 10 MW/km ²	10% 10 MW/km ²	10% 50 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
2	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
3	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	40% 10 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
4	10% 20 MW/km ²	70% 50 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
5	10% 0 MW/km ²	10% 80 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 22 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
6	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 19 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
7	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 17 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²



Centro de atividades da cidade



Local de instalação do Centro Comercial

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Os parâmetros do método proposto para este exemplo numérico são mostrados na Tabela 1.

Os passos desta primeira iteração são os seguintes:

Passo 1 na primeira iteração: inicializar a variável do passo de tempo e zerar os valores calculados pelo módulo local ($t = 1$, $DCN_0 = 0$, $DE_{Local\ 0} = 0$).

Passo 2 na primeira iteração: executar o algoritmo do módulo global para obter o incremento da densidade de carga total para este passo de tempo (DC_1). Para obter esta

densidade, este módulo calcula a dimensão fractal (D_e) e a quantidade estimada de área total a ser ocupada ($N(A)$). Utilizando as Equações (16) até (18), obtêm-se os seguintes resultados apresentados na Tabela 2. O valor de DC_1 é informado ao módulo local.

Tabela 1: Parâmetros do modelo proposto para o exemplo numérico.

Dados de Entrada para o Módulo Global	Valor	Unidade
Expoente de correlação (α)	0,1	Adimensional
Expoente de tamanho de conexões ($\mathcal{V}$)	16	Adimensional
Expoente crítico λ para o módulo global	0,143	Quadrículas
Expoente crítico λ para o submódulo de polos	0,5	Quadrículas
Constante de proporcionalidade K_{prop}	39	MW/km^2

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 2: Valores calculados pelo módulo global na primeira iteração do exemplo numérico.

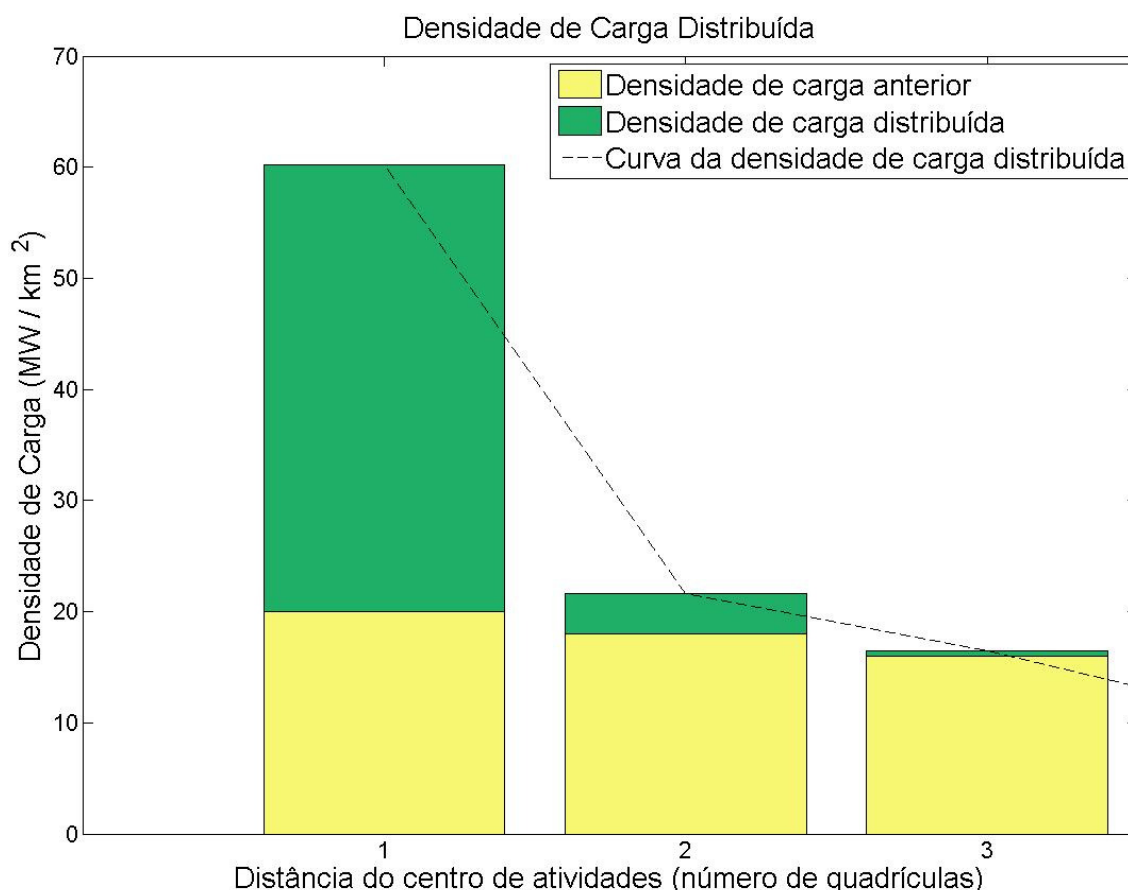
Valores Calculados pelo Módulo Global	Valor	Unidade
Dimensão fractal (D_e)	1,540	Adimensional
Estimação da quantidade de área total a ser desenvolvida $N(A)$	0,974	km^2
Densidade de carga a ser distribuída no passo 1 (DC_1)	41,053	MW/km^2

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Passo 3 na primeira iteração: Neste passo, executam-se os algoritmos dos submódulos de expansão, espontâneo e polos em forma sequencial.

O algoritmo do submódulo de expansão distribui o valor de DC_1 com um decaimento exponencial decrescente, para reproduzir o crescimento centro-periferia da cidade através da Equação (19). Na Figura 33, é ilustrado o perfil da cidade para mostrar esse decaimento exponencial (curva tracejada) da carga distribuída nas quadrículas escolhidas pelo submódulo de expansão.

Figura 33 – Densidade de carga repartida nas quadrículas escolhidas pelo submódulo de expansão.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

A distribuição dos estados das quadrículas depois de executado o submódulo de expansão é mostrada na Figura 34; os números que aparecem na parte inferior das quadrículas de cor verde representam a ordem em que foram escolhidas por este submódulo.

A demanda elétrica distribuída pelo submódulo de expansão é obtida através da multiplicação do resultado da soma de todos os valores de densidade de carga distribuídos e a resolução espacial. Assim, a demanda distribuída para o exemplo foi igual a 193,854 MW, que será informada ao módulo global na iteração seguinte.

O algoritmo do submódulo de expansão é executado até atingir a mínima densidade de carga, para este exemplo foi fixado em 1 MW/km^2 . O valor de resíduo será dado para o submódulo espontâneo, a fim de ser alocado, ou não, em qualquer parte da cidade. A decisão de alocar ou não tal resíduo dependerá da probabilidade de desenvolvimento da célula escolhida por esse submódulo. Para o exemplo, o resíduo foi alocado pelo submódulo espontâneo a uma distância de 3 quadriculas do centro de atividades, como se mostra na Figura 35.

Figura 34 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo de expansão.

	1	2	3	4	5	6	7
1	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 10 MW/km ²	10% 10 MW/km ²	10% 50 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
2	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
3	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	40% 10 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
4	10% 20 MW/km ²	70% 50 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
5	10% 0 MW/km ²	10% 80 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	20% 60 MW/km ² 1	70% 20 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
6	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 21,050 MW/km ² 2	10% 0 MW/km ²
7	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 17,003 MW/km ² 3	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²



Centro de atividades da cidade



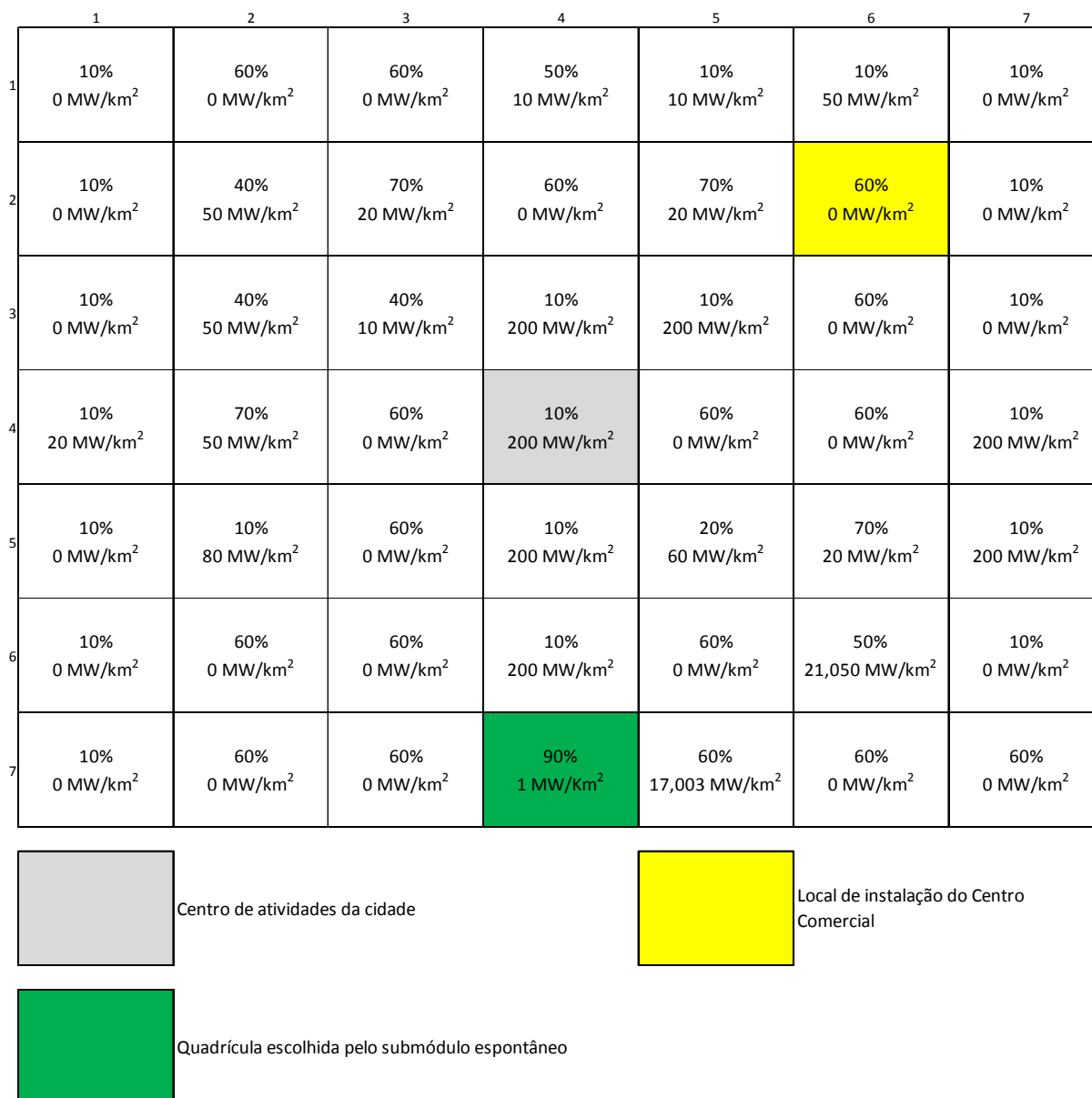
Local de instalação do Centro Comercial



Quadriculas escolhidas pelo submódulo de expansão

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 35 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo espontâneo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

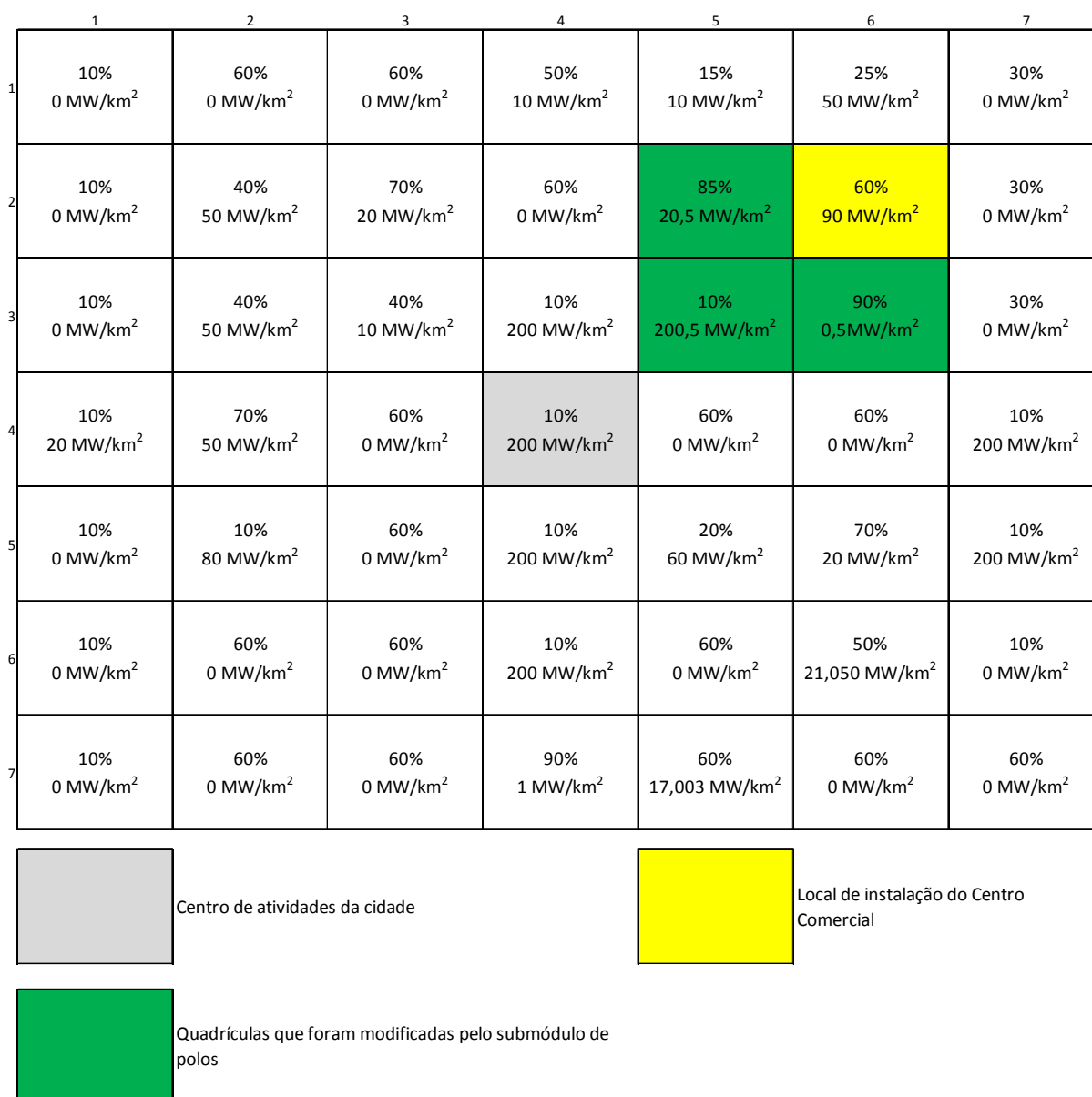
Pode-se observar nas Figuras 33 e 34 que a densidade de carga distribuída na quadrícula mais afastada do centro da cidade é muito baixa. Desta forma, esse submódulo não pode caracterizar o crescimento de carga dos polos urbanos que se encontram afastados do centro da cidade, o qual justifica o uso do submódulo de polos para caracterizar tal crescimento.

Para fins do exemplo numérico, o centro comercial que será construído na zona norte da área de estudo é considerado como um polo com característica de atração de novos usuários em um raio de abrangência de 1 quadrícula. Por outro lado, a potência nominal do

transformador de distribuição, que abastece a demanda elétrica da infraestrutura, é igual a 100 MVA. Considerando o critério mencionado na Seção 5.1.2.3, a densidade de carga a ser distribuída para cada quadrícula é igual a 2,5% dessa potência nominal, e realizando-se os cálculos respectivos, tem-se que essa densidade a ser repartida é igual a $2,5 \text{ MW} / \text{km}^2$.

Na Figura 36, ilustra-se a distribuição espacial dos estados das quadrículas depois da execução do algoritmo do submódulo de polos. Observa-se como os estados das quadrículas localizadas no entorno do polo são modificadas por esse submódulo.

Figura 36 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo de polos.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

O submódulo de polos analisa todas as quadrículas que se encontram dentro da área de influência do polo, porém nem todas mudaram de estado, conforme mostrado na Figura 36. A densidade de carga não distribuída pelo submódulo de polos será informada ao módulo global na iteração seguinte. Para o exemplo numérico apresentado nesta seção, essa densidade de carga é igual a 1 MW/km^2 .

Passo 4 na primeira iteração: como só foi repartida uma parte da demanda global, executa-se este passo. Assim, incrementa-se o passo de tempo, atualizam-se os valores de demanda distribuída e densidade de carga não-distribuída ($t = 2$, $DCN_1 = 1$, $DE_{Local\ 1} = 193,854$), e se executará novamente o passo dois com os estados atualizados das quadrículas.

Na Figura 37, mostram-se os estados atualizados das quadrículas depois da execução da primeira iteração do algoritmo proposto.

Figura 37 – Representação da cidade depois da primeira iteração do algoritmo do método proposto.

	1	2	3	4	5	6	7
1	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 10 MW/km ²	15% 10 MW/km ²	25% 50 MW/km ²	30% 0 MW/km ²
2	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	85% 20,5 MW/km ²	60% 90 MW/km ²	30% 0 MW/km ²
3	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	40% 10 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	10% 200,5 MW/km ²	90% 0,5MW/km ²	30% 0 MW/km ²
4	10% 20 MW/km ²	70% 50 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
5	10% 0 MW/km ²	10% 80 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	20% 60 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
6	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 21,050 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
7	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	90% 1 MW/km ²	60% 17,003 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²



Centro de atividades da cidade



Local de instalação do Centro Comercial

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Os passos da segunda iteração do algoritmo proposto para este exemplo numérico são apresentados a seguir:

Passo 2 na segunda iteração: executa-se o algoritmo do módulo global para obter o incremento da densidade de carga total para este passo de tempo (DC_2). Para esta segunda iteração, tem-se 25 quadrículas com carga, como se mostra na Figura 37. Os valores calculados por este módulo são apresentados na Tabela 3. Nessa tabela, pode-se observar que o desenvolvimento de 5 quadrículas a mais que na iteração anterior resultou em uma variação de 0,115 na dimensão fractal, a estimação da área total aumentou e a densidade de carga calculada pelo módulo global apresenta um valor menor comparado com a primeira iteração. Em razão da variação das variáveis $DE_{Local\ t-1}$, DCN_{t-1} e número de quadrículas com carga, durante o processo de simulação, será possível obter diferentes valores de DC_t . Assim, no cálculo dessa densidade de carga são incorporadas as inter-relações entre os habitantes no processo de ocupação do solo, sendo caracterizado através da evolução da dimensão fractal.

Tabela 3: Valores calculados pelo módulo global na segunda iteração do exemplo numérico.

Valores Calculados pelo Módulo Global	Valor	Unidade
Dimensão fractal (D_e)	1,654	Adimensional
Estimação da quantidade de área total a ser desenvolvida $N(A)$	1,128	km^2
Densidade de carga a ser distribuída no passo 2 (DC_2)	19,275	MW/km^2

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Passo 3 na segunda iteração: Os estados das quadrículas depois da execução do algoritmo do submódulo de expansão são ilustrados na Figura 38, os números que aparecem na parte inferior das quadrículas de cor verde representam a ordem em que foram escolhidas estas quadrículas por este submódulo. Observa-se que a quadrícula na posição (5,2) não foi modificada por ter uma probabilidade menor em comparação com o número aleatório gerado por este submódulo. A demanda elétrica distribuída por este submódulo foi igual a 89,418 MW.

O algoritmo do submódulo de expansão terminou sua execução quando a densidade de carga teve um valor igual a $0,8 \text{ MW/km}^2$, este resíduo foi repassado para o submódulo espontâneo, mas não foi alocado como se mostra na Figura 39, porque a quadrícula escolhida apresenta uma probabilidade baixa em comparação com o número aleatório gerado pelo submódulo espontâneo.

Figura 38 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo de expansão.

	1	2	3	4	5	6	7
1	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 10 MW/km ²	15% 10 MW/km ²	25% 50 MW/km ²	30% 0 MW/km ²
2	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	85% 20,5 MW/km ²	60% 90 MW/km ²	30% 0 MW/km ²
3	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	40% 10 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	10% 200,5 MW/km ²	90% 0,5MW/km ²	30% 0 MW/km ²
4	10% 20 MW/km ²	70% 50 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
5	10% 0 MW/km ²	10% 80 MW/km ² 2	90% 10 MW/km ² 1	10% 200 MW/km ²	20% 60 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
6	90% 8 MW/km ² 3	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 21,050 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
7	10% 0 MW/km ²	90% 0,475 MW/km ² 4	60% 0 MW/km ²	90% 1 MW/km ²	60% 17,003 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²



Centro de atividades da cidade



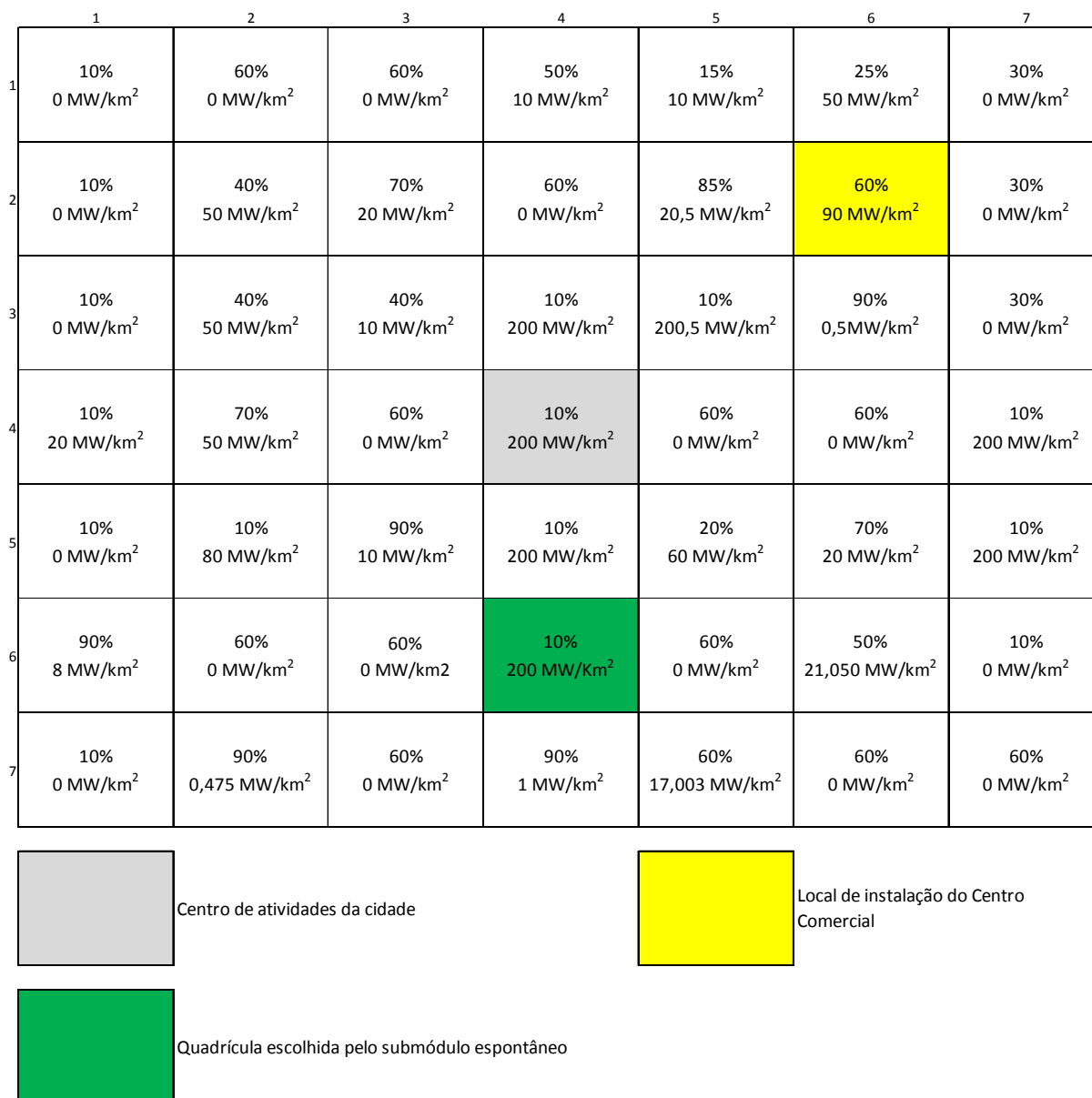
Local de instalação do Centro Comercial



Quadrículas escolhidas pelo submódulo de expansão

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 39 – Representação da cidade depois da execução do algoritmo do submódulo espontâneo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 40, ilustram-se as quadrículas que foram modificadas pelo submódulo de polos. Pode-se observar como quadrículas que não tinham carga na iteração anterior começam a ter um incremento na sua densidade de carga e ganhar maior probabilidade para a seguinte iteração.

A densidade de carga não distribuída pelo submódulo de polos foi igual a 0,5 MW/km². Esse valor será somado ao valor que não foi distribuído pelo submódulo espontâneo.

Passo 4 na segunda iteração: como não foi repartida toda a demanda global, executa-se este passo. Assim, incrementa-se o passo de tempo, atualizam-se os valores de demanda

distribuída e densidade de carga não-distribuída ($t = 3$, $DCN_1 = 1,3$, $DE_{Local\ 1} = 89,418$), e se executará novamente o passo dois com os estados atualizados das quadrículas.

Figura 40 – Densidade de carga repartida nas quadrículas escolhidas pelo submódulo de polos.

	1	2	3	4	5	6	7
1	10% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 10 MW/km ²	15% 10 MW/km ²	45% 50,5 MW/km ²	90% 0,5 MW/km ²
2	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	85% 20,5 MW/km ²	60% 90 MW/km ²	90% 0,5 MW/km ²
3	10% 0 MW/km ²	40% 50 MW/km ²	40% 10 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	10% 200,5 MW/km ²	90% 0,5 MW/km ²	90% 0,5 MW/km ²
4	10% 20 MW/km ²	70% 50 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
5	10% 0 MW/km ²	10% 80 MW/km ²	90% 10 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	20% 60 MW/km ²	70% 20 MW/km ²	10% 200 MW/km ²
6	90% 8 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	10% 200 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	50% 21,050 MW/km ²	10% 0 MW/km ²
7	10% 0 MW/km ²	90% 0,475 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	90% 1 MW/km ²	60% 17,003 MW/km ²	60% 0 MW/km ²	60% 0 MW/km ²



Centro de atividades da cidade



Local de instalação do Centro Comercial



Quadrículas que foram modificadas pelo submódulo de polos

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 41, ilustra-se a grade final da densidade de carga depois da segunda iteração. As quadrículas que receberam um incremento na sua carga são representadas com cor laranja. Pode-se observar como as quadrículas vizinhas ao centro comercial apresentam um incremento na sua densidade de carga. Além disso, o modelo proposto identifica as quadrículas que se encontram na periferia da cidade que podem ter um incremento de carga.

Figura 41 – Densidade de carga distribuída $\left(\frac{MW}{km^2}\right)$ até a segunda iteração do algoritmo proposto no exemplo numérico.

Grade Inicial								Grade depois de duas iterações do algoritmo proposto							
	1	2	3	4	5	6	7		1	2	3	4	5	6	7
1	0	0	0	10	10	50	0	1	0	0	0	10	10	50,5	0,5
2	0	50	20	0	20	0	0	2	0	50	20	0	20,5	90	0,5
3	0	50	10	200	200	0	0	3	0	50	10	200	200,5	0,5	0,5
4	20	50	0	200	0	0	200	4	20	50	0	200	0	0	200
5	0	80	0	200	22	20	200	5	0	80	10	200	60	20	200
6	0	0	0	200	0	19	0	6	8	0	0	200	0	21,050	0
7	0	0	0	0	17	0	0	7	0	0,475	0	1	17,003	0	0

	Centro de atividades da cidade		Local de instalação do Centro Comercial
	Quadrículas com incremento na sua densidade de carga		

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O passo 5 do algoritmo global se executará quando a demanda global estiver distribuída na sua totalidade, logo, será gerado o mapa da distribuição da densidade de carga final.

6 CRIAÇÃO DE CENÁRIOS PROSPECTIVOS UTILIZANDO O MÉTODO PROPOSTO

Fatores como construções de novas infraestruturas urbanas (estradas, construções de casas populares etc.), chegada de novos consumidores, migrações dos consumidores existentes, entre outros fatores da dinâmica urbana podem variar de forma local a densidade de carga de uma subárea ou sua vizinhança. Por exemplo, a construção de uma nova ponte e uma estrada pode ser uma infraestrutura que fomente o surgimento ou atração de consumidores industriais perto dessas construções e, conseqüentemente, irá refletir no aumento da densidade de carga na região. A melhor forma de estudar tais eventos e conhecer como se podem modificar os planos de expansão das empresas de distribuição de energia elétrica é utilizar os planejamentos multicenário (WILLIS, 2002). Neste capítulo, será explicado como o método proposto pode servir como uma ferramenta de auxílio nos estudos de planejamento multicenários. No início deste capítulo, será detalhado o processamento de informações para criação da base de dados de entrada necessários para tais estudos. Na sequência, serão mostrados dois cenários prospectivos para mostrar a utilidade de seus resultados no planejamento da expansão das redes elétricas.

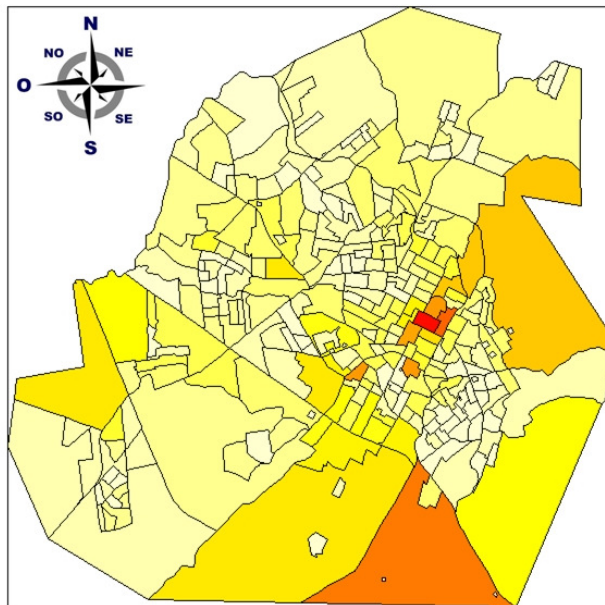
6.1 ÁREA DE ESTUDO

Para as aplicações que serão explicadas neste capítulo, considerou-se uma cidade de médio porte no Brasil, com aproximadamente 200 mil habitantes, dos quais 98% são classificados como urbanos e 2% são considerados como rurais, e cuja área urbana é de 113,29 km². O PIB da região é de 2.971,25 milhões de reais correntes, e o PIB per capita é 14.651,93 reais correntes (SISTEMA ESTADUAL DE ANÁLISE DE DADOS - SEADE, 2010).

O principal componente econômico é o setor dos serviços, com participação também do agronegócio, e em menor porcentagem, da indústria.

Na Figura 42, ilustra-se o mapa de setores censitários da zona urbana da área de estudo. Um setor censitário é a menor unidade territorial para realizar uma adequada coleta de dados do censo demográfico (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE, 2000).

Figura 42 – Mapa da zona urbana.



Fonte: IBGE (2000).

6.2 COLETA DE DADOS

Em geral, a coleta de dados ou informações necessárias para caracterizar a zona de estudo é uma tarefa árdua, que pode considerar informações não disponíveis nos departamentos de planejamento das empresas de distribuição. O modelo proposto faz uso adequado de tais informações, a fim de facilitar sua aplicação nos planos de expansão das redes de distribuição.

Dados técnicos foram cedidos pela empresa concessionária do serviço elétrico da cidade, sendo apresentados a seguir:

- mapa da distribuição física das subestações, alimentadores e transformadores na área de serviços;
- lista de códigos dos usuários ligados a cada transformador e alimentador na área de serviço, assim como informação de potência de cada transformador;
- histórico de consumo de energia de três anos (2003 - 2005) de todos os usuários atendidos na área de concessão, com código de usuário, nome, endereço e classificação;
- lista de novos projetos de infraestrutura recebidos pela empresa;

- estudo de previsão de demanda elétrica para a zona urbana, a qual determinou um aumento de 40 MW durante um período de 10 anos.

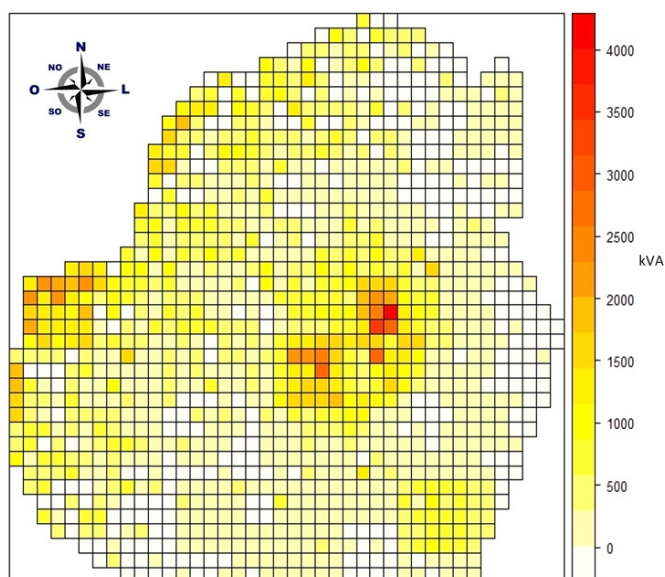
Outras informações importantes foram cedidas pela secretaria de planejamento da prefeitura da cidade, onde foram obtidas informações sobre projetos atuais e futuros no planejamento da cidade, como: loteamentos, melhorias na cidade, entre outros. Tais projetos serão utilizados na criação dos cenários prospectivos para o longo prazo.

6.3 PROCESSAMENTO DOS DADOS

As informações disponíveis são organizadas em duas bases (espacial e carga). Antes de inicializar o método de simulação proposto, análises preliminares devem ser realizadas a fim de determinar a resolução espacial, as probabilidades de desenvolvimento e densidade de carga.

Utilizando o modelo de particionamento, explicado no Capítulo 4 (Seção 4.2.1), determinou-se a resolução espacial mais adequada para o estudo de previsão espacial de carga da cidade, considerando como a informação espacial mais desagregada a localização de transformadores de distribuição. Assim, tal resolução é igual a $0,12 \text{ km}^2$ (área de cada quadrícula quadrada de lado $0,34 \text{ km}$). Na Figura 43, é mostrada a distribuição espacial da densidade de carga utilizando essa resolução espacial.

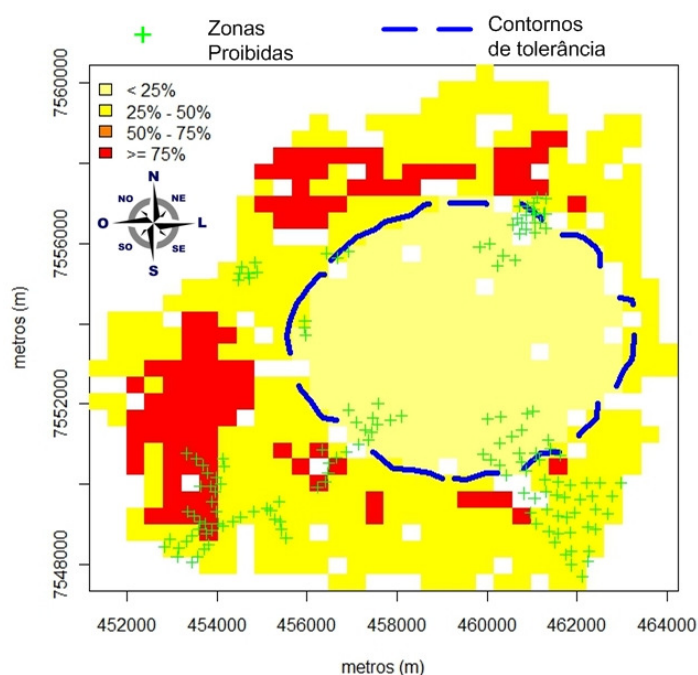
Figura 43 – Distribuição de carga considerando a resolução encontrada pelo modelo de particionamento.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 44, ilustra-se a saída do modelo de probabilidades explicado na Seção 4.2.2 do Capítulo 4. Nessa figura, a escala de cor utilizada está relacionada com o nível de probabilidade que tem cada região para receber um maior incremento na sua densidade de carga; as cores mais escuras são aquelas regiões com maior probabilidade, e as cores mais claras, aquelas com menor probabilidade. As regiões com barreiras para instalação de elementos do sistema de distribuição (zonas proibidas) são ilustradas por cruzes de cor verde; e os contornos de tolerância que representam as probabilidades com valores superiores à média global, com linha de cor azul. Igualmente, nessa figura pode-se observar uma baixa probabilidade para as regiões com uma grande quantidade de zonas proibidas. Algumas regiões proibidas apresentam uma probabilidade média ou alta, porque tais regiões apresentam transformadores instalados e estas estão em processo de desmatamento para construção de infraestruturas da cidade, o que torna essas localizações de grande potencial para o desenvolvimento.

Figura 44 – Mapa de probabilidades.



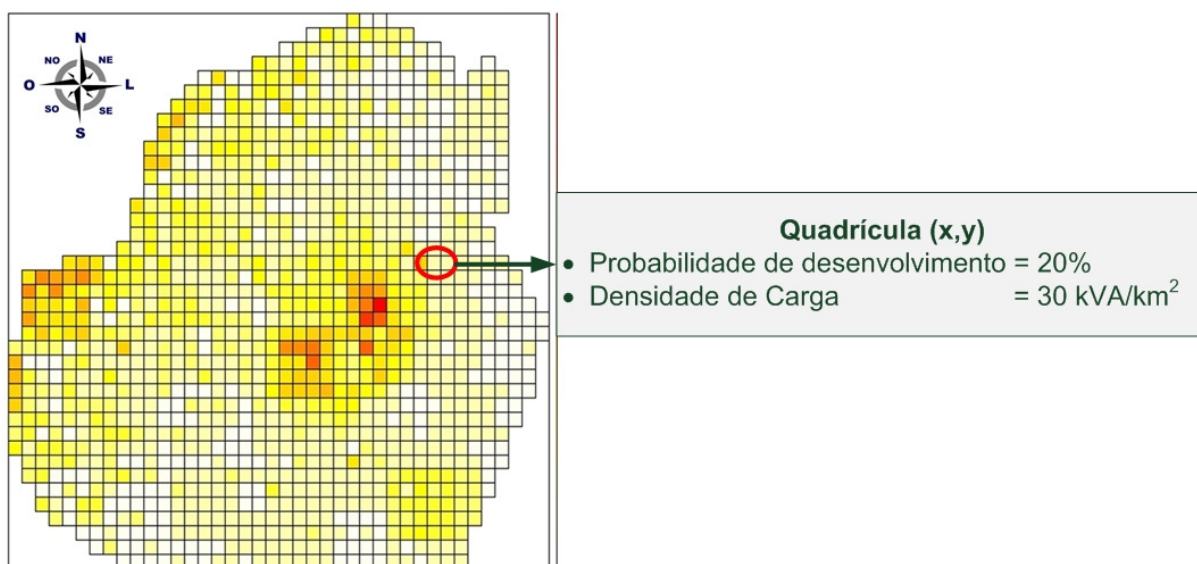
Fonte: Elaboração do próprio autor.

6.4 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE SERVIÇO

A área de serviço deve ser representada por um mapa dividido por quadrículas, no qual cada uma das quadrículas representa uma parte do espaço urbano. Para o método proposto, os

atributos ou estados das quadrículas são a probabilidade de desenvolvimento e a densidade de carga, conforme mostrado na Figura 45.

Figura 45 – Caracterização da zona de estudo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

O processo de preencher as informações nas quadrículas pode ser realizado através de *software* livres, como o R (2011) ou Terraview (2010), os quais foram utilizados nas aplicações deste trabalho. Por outro lado, existem outros programas ou *software* que podem ser utilizados nesse processo, conforme mostrado em Bivand, Pebesma e Gómez-Rubio (2008).

6.5 SIMULAÇÃO DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA EXISTENTE NA ZONA DE ESTUDO

Nesta seção, serão mostrados os resultados da simulação da densidade de carga existente, a fim de mostrar a eficácia do modelo proposto na reprodução da dinâmica de crescimento do consumo de energia na zona de estudo. Em um primeiro momento, devem-se aplicar as metodologias de calibração descritas no Capítulo 5, Seção 5.2, para obter os valores dos parâmetros do método. Tais valores são apresentados na Tabela 4.

O método de simulação por quadrícula foi inicializado com a distribuição dos transformadores de distribuição instalados no ano 2001, considerando um crescimento de carga (crescimento global) igual a 122,841 MVA para um horizonte de 10 anos, que foi

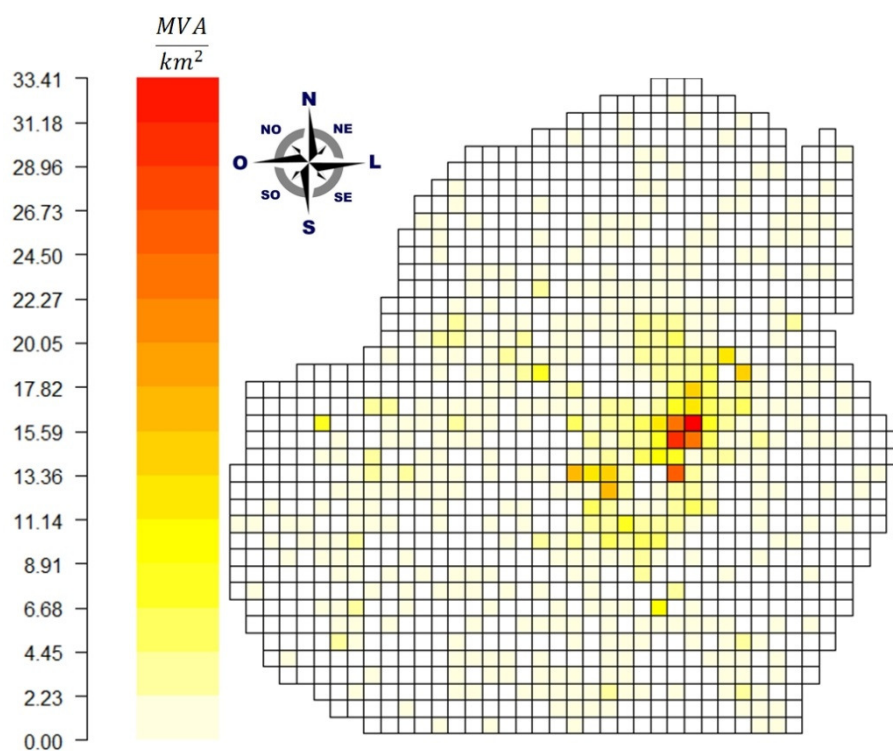
determinado a partir da diferença entre a potência instalada no ano 2001 e 2010. Na Figura 46, é ilustrada a distribuição espacial da carga instalada para o ano 2001.

Tabela 4: Parâmetros do método proposto para a simulação do crescimento da carga na zona de estudo.

Dados de Entrada para o Módulo Global	Valor	Unidade
Expoente de correlação (α)	0,200	Adimensional
Expoente de tamanho de conexões ($\mathcal{V}$)	16,540	Adimensional
Expoente crítico λ para o módulo global	0,050	Quadrículas
Expoente crítico λ para o submódulo de polos	0,250	Quadrículas
Constante de proporcionalidade K_{prop}	0,001	MW/km^2

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 46 – Distribuição espacial da densidade de carga para o ano 2001.



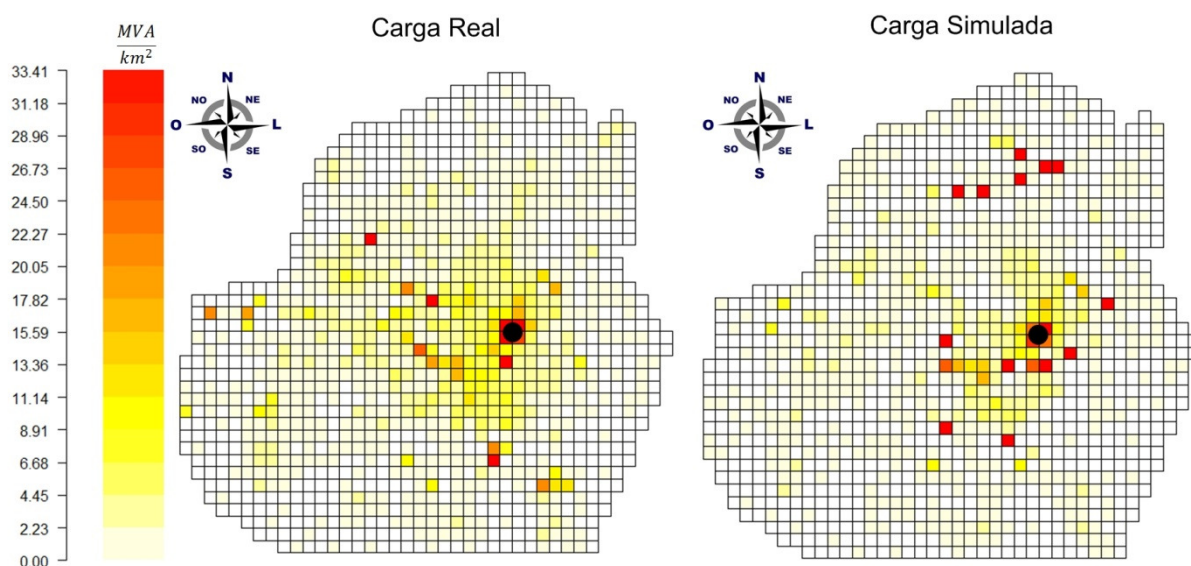
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Para a simulação da carga instalada, foram considerados 20 polos atraentes com uma potência total igual a 14 MVA, os quais estão instalados em diversas partes da cidade com um raio de influência igual a 4 quadículas (aproximadamente 1,36 km). Este raio foi encontrado depois de se fazer uma análise exploratória espacial, considerando-se a técnica da Função K, a qual permite determinar o raio estatístico médio de abrangência dos aglomerados espaciais (DRUCK et al., 2004).

Com o intuito de mostrar a eficácia da proposta, a simulação realizada pelo método proposto será comparada com a distribuição da carga instalada do ano 2010 e a simulação realizada pelo modelo de agentes apresentado em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a). Esse modelo foi inicializado com os mesmos dados de entrada, sendo calibrado com valores estatísticos, conforme foi explicado por Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a).

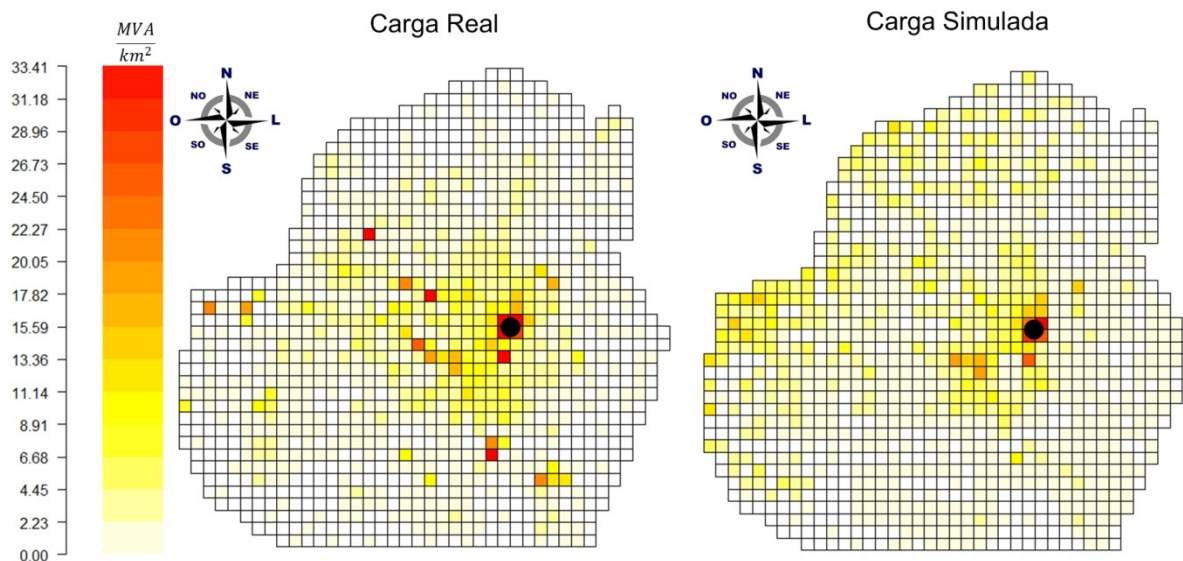
Nas Figuras 47 e 48, realiza-se uma comparação entre os mapas da carga real e carga simulada pelo método proposto e o sistema de agentes, respectivamente, para um período de 10 anos. Visualmente, pode-se observar que o mapa obtido pelo método considerando a geometria fractal da zona urbana caracteriza melhor o crescimento da zona periférica da cidade (Figura 47), diferentemente do modelo de agentes, que mostra regiões homogêneas em tal zona (Figura 48).

Figura 47 – Comparação entre a distribuição espacial da densidade de carga do ano 2010 e a simulada pelo método proposto.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 48 – Comparação entre a distribuição espacial da densidade de carga do ano 2010 e a simulada pelo sistema multiagente apresentado em Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012 a).



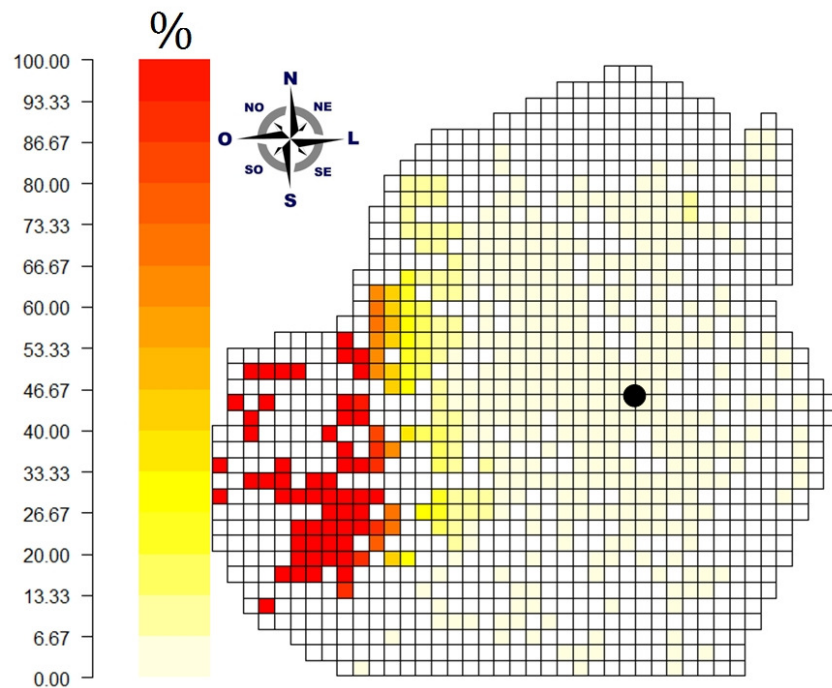
Fonte: Elaboração do próprio autor.

No trabalho de Druck et al. (2004), é explicado que diferentes inferências podem ser realizadas quando se muda a escala de cores dos mapas temáticos em análise, podendo isto levar a uma sobrevaloração dos resultados encontrados. Desta forma, para quantificar a eficácia do padrão espacial encontrado pelo método proposto, realiza-se uma análise espacial do erro considerando-se a metodologia de Willis (1983), que foi explicada no Capítulo 5, Seção 5.3, utilizando um valor de β igual a 6 quadrículas (2,28 km). Este valor será utilizado para todas as análises espaciais do erro mostradas neste capítulo. O β define o raio da vizinhança para o qual é calculado o erro associado das quadrículas. Nas Figuras 49 e 50, são mostradas as distribuições espaciais do erro para os métodos de agentes e fractal, respectivamente. Nessas figuras o centro de atividades da cidade é representado através de um círculo preto. Na Figura 49, pode-se observar como o erro do modelo de agentes se incrementa à medida em que se afasta do centro de atividades, sendo maior ou igual a 86 % para as quadrículas que se encontram na periferia. Já a Figura 50 mostra que o erro na zona periférica da cidade tem valores menores que 20 %, porém o erro nas regiões próximas do centro de atividades e no norte deste centro apresentam erros de aproximadamente 10 % e 65 % respectivamente. No entanto, tais regiões representam um número menor de quadrículas comparado com o número total de quadrículas da grade.

Segundo Willis (1983), um erro global para os métodos de previsão espacial se pode determinar realizando a somatória dos erros de todas as quadrículas e dividindo pelo número

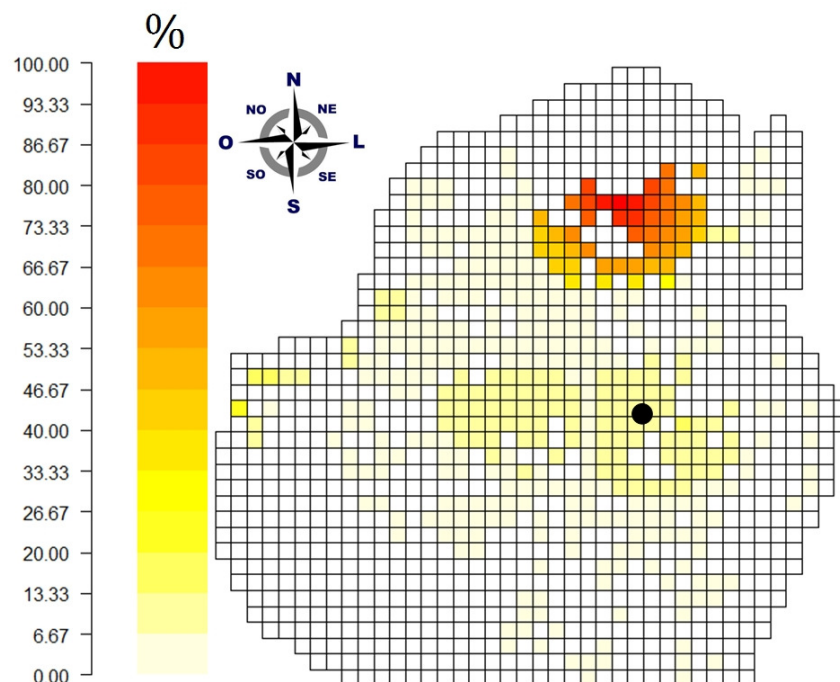
de quadículas da grade construída na análise espacial do erro. Na Tabela 5, são apresentados os resultados desse erro para o método proposto e baseado em agentes.

Figura 49 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método de agentes.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 50 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método proposto.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 5: Erro global associado à porcentagem do crescimento de densidade de carga em função da distância.

	Método Proposto	Método de Agentes
Erro Global	2,964%	22,793%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

A Figura 50 e Tabela 5 mostram a eficácia da proposta para reconhecer o padrão espacial da distribuição de densidade de carga na cidade. O modelo proposto pode identificar adequadamente a expansão da cidade e seu crescimento periférico. A caracterização de tal crescimento pode criar diretrizes para a instalação de novos equipamentos na rede de distribuição.

6.6 CENÁRIOS PROSPECTIVOS DO CRESCIMENTO DA DENSIDADE DE CARGA NA ZONA URBANA

Conforme explicado no início deste capítulo, os cenários prospectivos são uma forma de como considerar possíveis acontecimentos futuros que possam modificar os planos de expansão das redes elétricas. Desta forma, as empresas de distribuição de energia elétrica criam vários cenários dentro do planejamento da expansão, o que é conhecido como planejamento multicenário (WILLIS, 2002). Nesse contexto, o método de simulação proposto pode auxiliar os planejadores para criarem tais cenários.

Os métodos de simulação por quadrículas podem reconhecer o padrão de crescimento da cidade, isto é, o que é típico, estável, regular, recorrente e/ou repetitivo, que pode ser considerado como previsível. Em geral, pode-se considerar que o crescimento futuro de uma cidade é composto pela mistura do padrão e outros fatores estocásticos ou aleatórios (BATTY; TORRENS, 2005). Nesse contexto, deve-se fazer uma distinção entre os cenários e as previsões. Enquanto a previsão tem o objetivo explícito de acertar, com maior probabilidade possível, o desenvolvimento de um evento ou fenômeno, os cenários têm o objetivo de traçar as possíveis e prováveis combinações de variáveis que permitam o desenvolvimento de tal evento (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA - EPE, 2005).

Em geral, o horizonte de estudo dos cenários prospectivos para estudos de expansão da rede elétrica, utilizando métodos de simulação por quadrículas, é menor ou igual a 10 anos. Tal horizonte não pode ser maior que o tempo utilizado no processo de calibração, com o objetivo de se ter uma maior probabilidade de acerto dos resultados fornecidos pelo método

de simulação (ALMEIDA, 2004). Segundo o PRODIST, os estudos de expansão dos sistemas de distribuição no longo prazo devem ser realizados em horizontes de estudo de 10 anos, e no curto e médio prazo em um máximo de até 5 anos (ANEEL, 2013). Assim, os tempos exigidos pela lei vigente estão dentro da recomendação fornecida dentro do trabalho de Almeida (2004) em relação ao horizonte de estudo aplicado aos cenários prospectivos. Desta forma, tal recomendação foi aplicada na definição do horizonte de estudo dos cenários prospectivos apresentados a seguir.

6.6.1 Primeiro cenário prospectivo

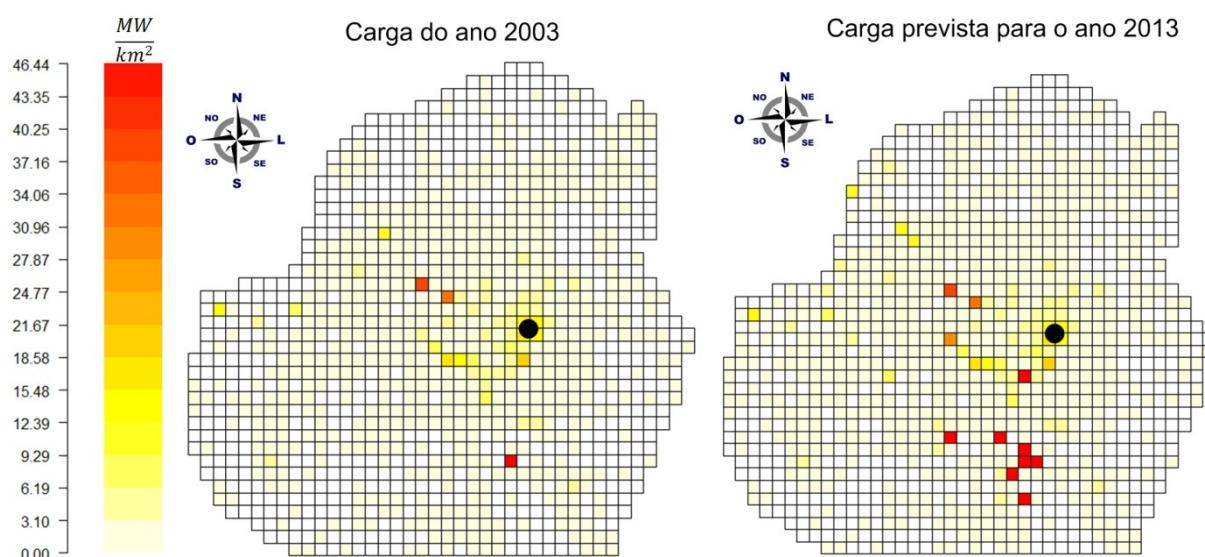
Neste primeiro cenário, será considerado o crescimento centro-periferia sem a existência de projetos de infraestruturas urbanas durante o processo de simulação. Assim, só os submódulos de expansão e espontâneo do modelo proposto serão utilizados. O método proposto repartirá a previsão da demanda de energia elétrica, calculada pela empresa de distribuição (ver Seção 6.2), gerando o resultado de 40 MW para um horizonte de 10 anos na área urbana.

A densidade de carga foi calculada a partir do histórico de consumo de energia. Neste caso, tal densidade é definida como a potência máxima fornecida pelos transformadores agrupados na quadrícula, considerando-se a resolução espacial adotada. Para encontrar a potência máxima por transformador, utilizou-se a metodologia apresentada por Jardini et al. (2000) e Francisquini (2006). Essa metodologia permite estimar curvas de cargas individuais no nível de transformador. Assim, utilizando o histórico de consumo de energia, realiza-se a estimação da curva de carga por consumidor. As curvas dos usuários ligados a um mesmo transformador de distribuição são somadas, a fim de determinar a curva de carga por transformador e o valor máximo desta curva. Finalmente, os transformadores são agregados nas quadrículas, considerando uma resolução espacial igual a $0,12 \text{ km}^2$ (área de cada quadrícula), para obter a densidade de carga. O mapa de probabilidades é o mesmo que foi apresentado na Figura 44. Considerando os parâmetros apresentados na Tabela 4, o método de simulação por quadrícula proposto é inicializado para um horizonte de estudo de 10 anos.

Na Figura 51, é apresentada a distribuição espacial no início da simulação (ano 2003) e a simulada (prevista para o ano 2013) considerando o método proposto. Nessa figura, o centro da cidade é representado por um círculo de cor preta, e a escala de cores representa o nível de densidade de carga ($\frac{\text{MW}}{\text{km}^2}$). Pode-se observar um crescimento considerável na região

sul por se tratar de uma região com maior renda per capita. Igualmente, no entorno do centro da cidade, observa-se um incremento na densidade de carga, em razão das novas zonas comerciais criadas nessa região para abastecer de produtos a cidade.

Figura 51 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga para o ano 2013, considerando o modelo proposto no primeiro cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Cada vez que for executado o método de simulação proposto, diferentes mapas de distribuição espacial serão obtidos. Isto é por causa dos números aleatórios gerados em cada submódulo do método proposto. Conforme explicado em Freitas Filho (2008) e Vídica (2007), é possível criar um intervalo de confiança a partir de uma amostra gerada em k simulações (replicações do algoritmo geral). Nesse caso, cada replicação cria um elemento da amostra, ou seja, um mapa com a distribuição espacial da densidade de carga. Um intervalo de confiança de $I\%$ para um parâmetro populacional fornece um intervalo no qual é $I\%$ provável de encontrar o verdadeiro valor do parâmetro (SALVATORE; REAGLE, 2002). Desta forma, tal intervalo contém a média amostral ou média de longo prazo, com certa probabilidade (confiança estatística). Por exemplo, suponha-se um intervalo de 95%, assim, poder-se-ia afirmar que é 95% provável encontrar o valor médio da densidade de uma quadrícula dentro de um intervalo, sendo que este intervalo depende dos valores médio e desvio padrão da amostrada gerada a partir das k replicações do método proposto. O tamanho do intervalo de confiança quantifica o nível de precisão dos resultados obtidos (FREITAS FILHO, 2008).

Segundo Vídica (2007), os limites do intervalo de confiança para amostras com k menor que 25 podem ser determinados através das seguintes expressões:

$$I_{inf} = \mu - t_{(k-1,005)} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{k}} \quad (25)$$

$$I_{sup} = \mu + t_{(k-1,005)} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{k}} \quad (26)$$

na qual σ e μ são o desvio padrão e a média aritmética, respectivamente, de cada quadrícula que se encontra na amostra gerada em k replicações; $t_{(n-1,005)}$ é um valor obtido da tabela de distribuição t ; considerando-se $k = 10$ obtém-se $t_{(k-1,005)} = 2.262$, segundo a tabela apresentada em Vídica (2007); I_{inf} e I_{sup} são os limites inferior e superior, respectivamente, do intervalo de confiança da quadrícula. A formulação supracitada será aplicada para todos os cenários que serão mostrados neste capítulo para quantificar o nível de precisão dos resultados obtidos.

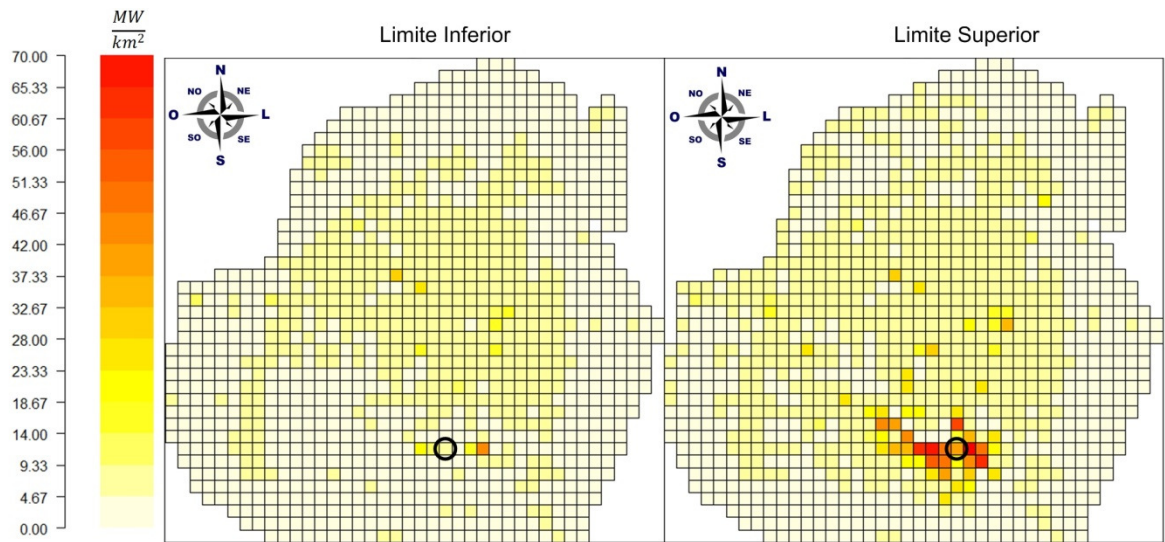
Os valores inferiores e superiores de cada quadrícula para este primeiro cenário, considerando 10 replicações do método proposto, são mostrados na Figura 52. Os mapas mostrados nessa figura ajudam os planejadores na inferência dos resultados obtidos a partir da simulação do crescimento da carga. Por exemplo, considere-se a quadrícula encerrada em um círculo de cor preta. Para esta quadrícula, é possível afirmar que é 95% provável a média de sua densidade de carga ser maior ou igual a $18,67 \frac{MVA}{km^2}$ (limite inferior) e menor ou igual a $37,33 \frac{MVA}{km^2}$ (limite superior) depois de executar 10 replicações do método proposto.

A metodologia de erro espacial explicada por Willis (1983) pode ser aplicada nos dois primeiros passos da simulação em virtude da disponibilidade do consumo de energia elétrica nesse período. Desta forma, na Figura 53, é mostrada a distribuição espacial do erro para os anos 2004 e 2005. Nessa figura, pode-se observar como o erro cometido pelo método proposto incrementa consideravelmente no ano 2005. Tal incremento é em virtude da influência de projetos urbanos construídos na região sul e norte da cidade que não foram considerados neste cenário. Desta forma, pode-se observar a importância do submódulo de polos na caracterização do crescimento da cidade.

Na Tabela 6, é mostrado o erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 em porcentagem do crescimento de carga total de cada ano. Nessa tabela, observa-se o baixo erro global para o ano 2004, mostrando que, para o primeiro ano, os submódulos de expansão e

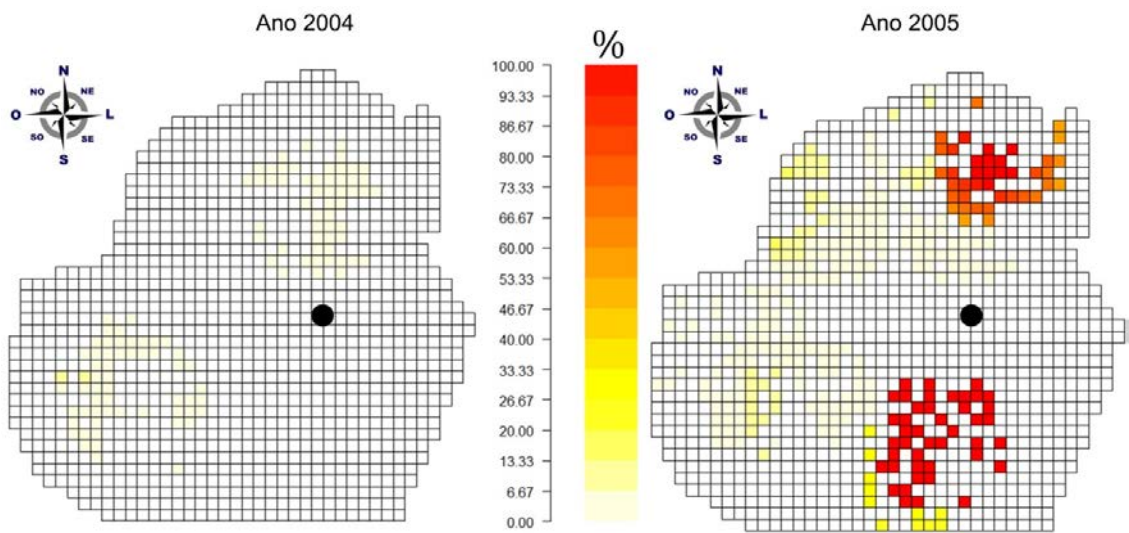
espontâneo conseguiram caracterizar o crescimento de carga na cidade. Já o erro do ano 2005 evidencia que tais submódulos não são suficientes para modelar o crescimento da carga.

Figura 52 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação do primeiro cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 53 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método proposto para os anos 2004 e 2005 no primeiro cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 6: Erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 no primeiro cenário.

	Ano 2004	Ano 2005
Erro Global	0,128%	10,379%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O primeiro cenário apresentado nesta seção pode ser considerado como um cenário de referência ou base, no qual se considera o crescimento dinâmico da densidade de carga na cidade. Este cenário é importante para visualizar como os projetos urbanos podem influenciar na distribuição espacial da densidade de carga no planejamento de médio e longo prazo.

Com o intuito de mostrar os efeitos das infraestruturas urbanas no planejamento da expansão das redes elétricas, na seguinte seção será construído um cenário que combine o crescimento centro-periferia e o crescimento de polos atraentes e repelentes.

6.6.2 Segundo cenário prospectivo

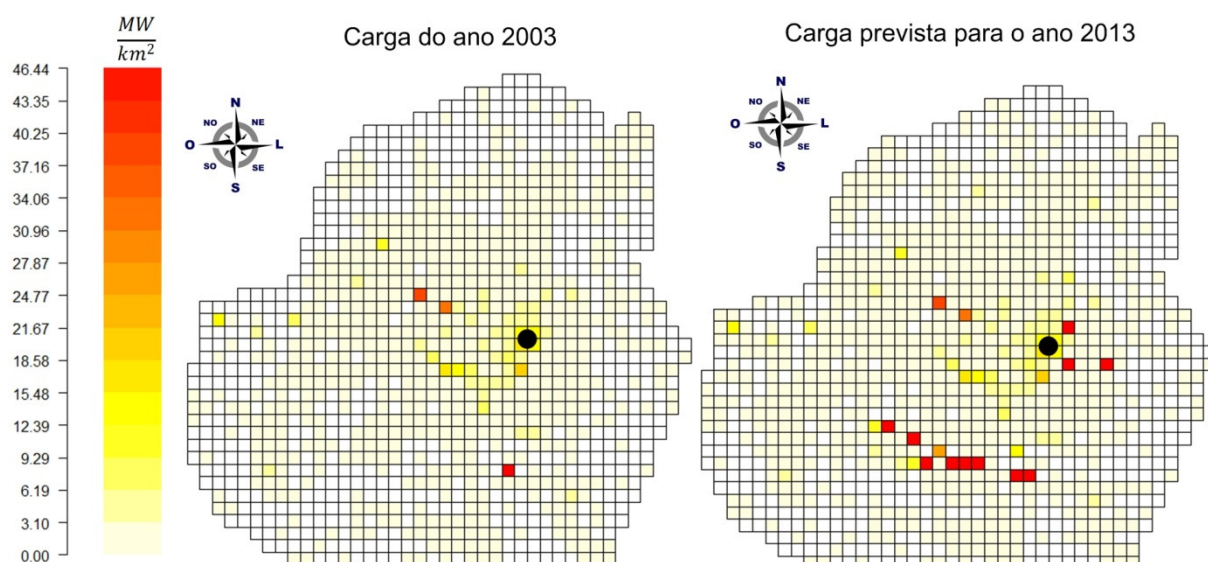
Neste cenário, foi considerado o crescimento do centro-periferia e local produzido pelos polos. Estudos realizados pela secretaria de planejamento urbano da prefeitura mostram que a zona leste da cidade apresenta uma alta criminalidade, resultando em uma região pouco atrativa para novos usuários das redes elétricas. Pessoas da zona leste, com melhores salários, procuram migrar dessa região para outra região, na procura de uma melhor qualidade de vida. No entanto, essa região representa um crescimento local em razão de projetos de revitalização fomentados pela prefeitura para recuperar algumas regiões dessa zona. A dinâmica antes descrita será simulada como um polo repelente localizado na zona leste, que tem um raio de abrangência igual a 4 quadriculas (aproximadamente 1,36 km de largura). Nesse caso, o submódulo de polos escolherá algumas subáreas dentro desse raio, e em vez de ganhar em uma quantidade de carga, perderão parte de sua densidade de carga, o que será informada ao módulo global para ser alocada em outras partes da cidade. Durante o processo de simulação, serão incorporados 14 projetos urbanos, que serão desenvolvidos em diversas partes da cidade, sendo modelados estes como polos atraentes com um raio de influência igual ao do polo repelente. A potência total desses polos é igual a 0,7 MVA.

Na Figura 54, é mostrada a densidade de carga simulada para este cenário, considerando um horizonte de estudo de 10 anos. Nessa figura, pode-se observar um baixo crescimento na zona leste da cidade em razão do efeito repelente que fora explicado anteriormente. Também se observam diversos crescimentos locais devido aos polos atraentes. Por outro lado, no centro da cidade existe um crescimento do centro da cidade em direção a sudoeste, por causa do incremento das áreas comerciais nessa região para abastecer de produtos a cidade.

Os valores dos limites inferior e superior de cada quadricula para este segundo cenário, considerando 10 replicações do método proposto, são mostrados na Figura 55. Os mapas

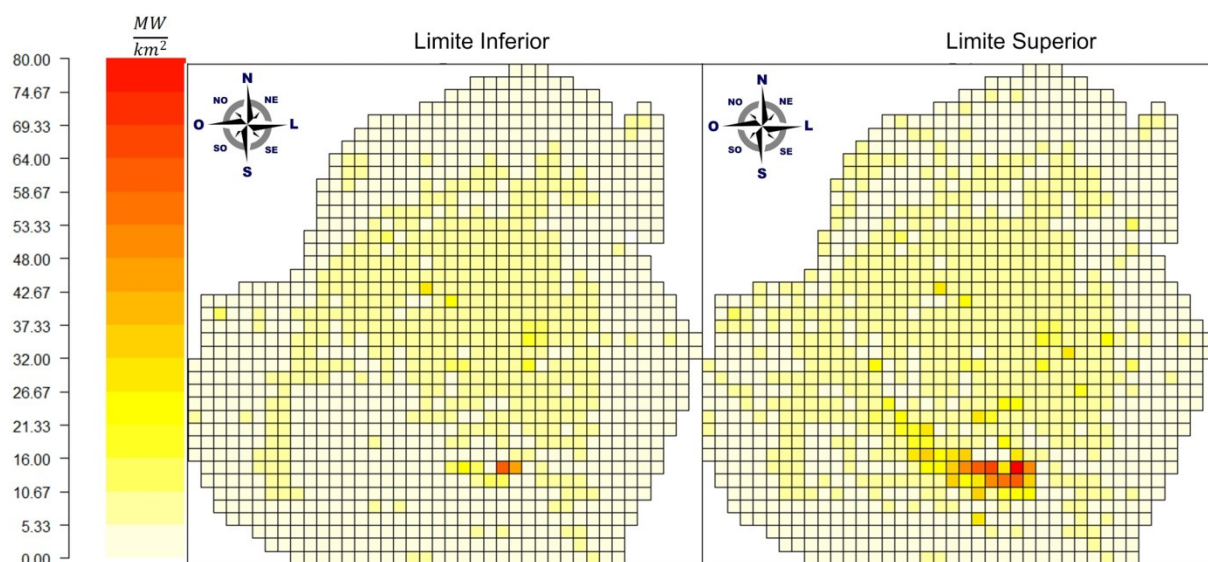
ilustrados nessa figura mostram o valor máximo e mínimo esperado do valor médio da densidade de carga para cada quadrícula, considerando um intervalo de confiança de 95%.

Figura 54 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga para o ano 2013, considerando o modelo proposto no segundo cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 55 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação do segundo cenário.

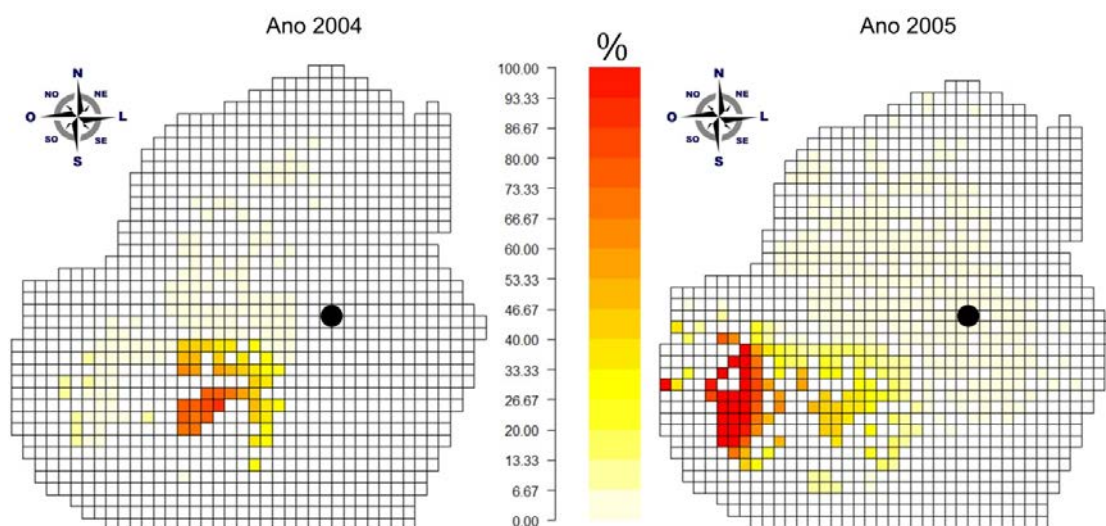


Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 56, é mostrada a distribuição espacial do erro para os anos 2004 e 2005. Nessa figura, pode-se observar como o erro na região sudoeste da cidade incrementou consideravelmente no ano 2005. Tal incremento é em virtude da não caracterização adequada

do crescimento local nessa região. No entanto, pode-se observar que o crescimento da carga em outras regiões da cidade foi caracterizado adequadamente.

Figura 56 – Distribuição espacial do erro da carga simulada pelo método proposto para os anos 2004 e 2005 no segundo cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Tabela 7, é mostrado o erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 em porcentagem do crescimento de carga total. Nessa tabela, observa-se o baixo erro global, sendo menor que 5% para cada ano respectivo. Confrontando as Tabelas 6 e 7, pode-se observar que o trabalho conjunto dos submódulos do método proposto pode caracterizar o crescimento da densidade de carga na cidade, mostrando a eficácia da proposta deste trabalho.

Tabela 7: Erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 no segundo cenário.

	Ano 2004	Ano 2005
Erro Global	1,628%	4,383%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O segundo cenário apresentado nesta seção pode ajudar a visualizar os efeitos de atração e repulsa por parte de algumas infraestruturas ou zonas. Esse crescimento é simulado em conjunto com o crescimento centro-periferia, para poder observar a dinâmica de crescimento de carga na cidade. Assim, este cenário é importante para estimativas de cargas futuras no sistema de distribuição, considerando os fatores antes mencionados. Além disso, eventos futuros, como infraestruturas urbanas e zonas com criminalidade que podem repelir

usuários, podem ser considerados no planejamento da expansão da rede elétrica no médio prazo.

6.6.3 Terceiro cenário prospectivo

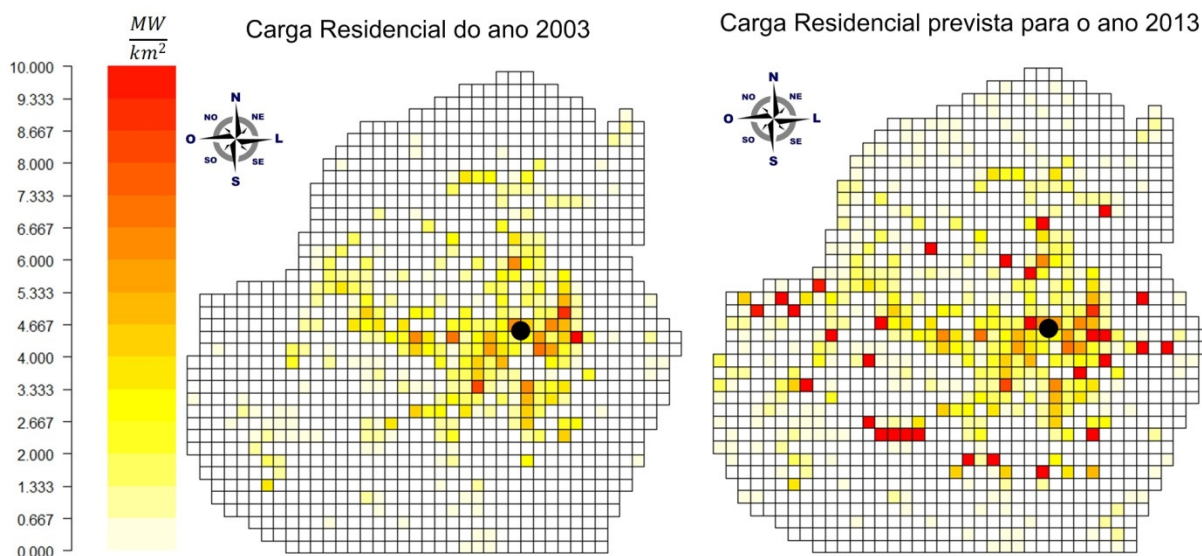
A zona de estudo apresenta um número considerável de consumidores residenciais e comerciais. Os usuários industriais são localizados em um parque industrial, tornando mais fácil os estudos de crescimento desta classe de consumidores. Com o intuito de modelar o crescimento da carga dos usuários que se encontram em maior número na cidade, neste cenário o método proposto é inicializado com a densidade de carga dos usuários comerciais e residenciais e considerando todos os submódulos do método de simulação.

Utilizando a base histórica de consumo de energia, pode-se realizar a previsão do crescimento da carga para os consumidores que serão estudados neste cenário. Assim, obtém-se um crescimento de 28 MW e 10 MW para os usuários residenciais e comerciais, respectivamente, para um horizonte de 10 anos. Para este cenário, foi modificado o valor de K_{prop} , sendo $K_{prop} = 0,0025$ para a simulação da classe residencial e $K_{prop} = 0,001$ para a classe comercial, sendo que os outros parâmetros do método proposto são os mesmos da Tabela 4.

Na Figura 57, é mostrada a densidade de carga simulada dos consumidores residenciais para este cenário, considerando um horizonte de estudo de 10 anos. Nessa figura, pode-se observar um baixo crescimento na zona leste da cidade devido a seu efeito repelente. Também, podem-se observar diversos crescimentos locais devido aos polos atraentes, inclusive perto da zona leste. Tais projetos estão fomentando o crescimento da zona periférica na zona oeste e leste da cidade. Por outro lado, no centro da cidade existe um crescimento do centro da cidade em direção a sudoeste. Estas afirmações podem ser sustentadas, observando-se os valores do limite inferior e superior de cada quadrícula para este cenário, considerando 10 replicações do método proposto (ver Figura 58). Os mapas ilustrados nessa figura consideram um intervalo de confiança de 95%.

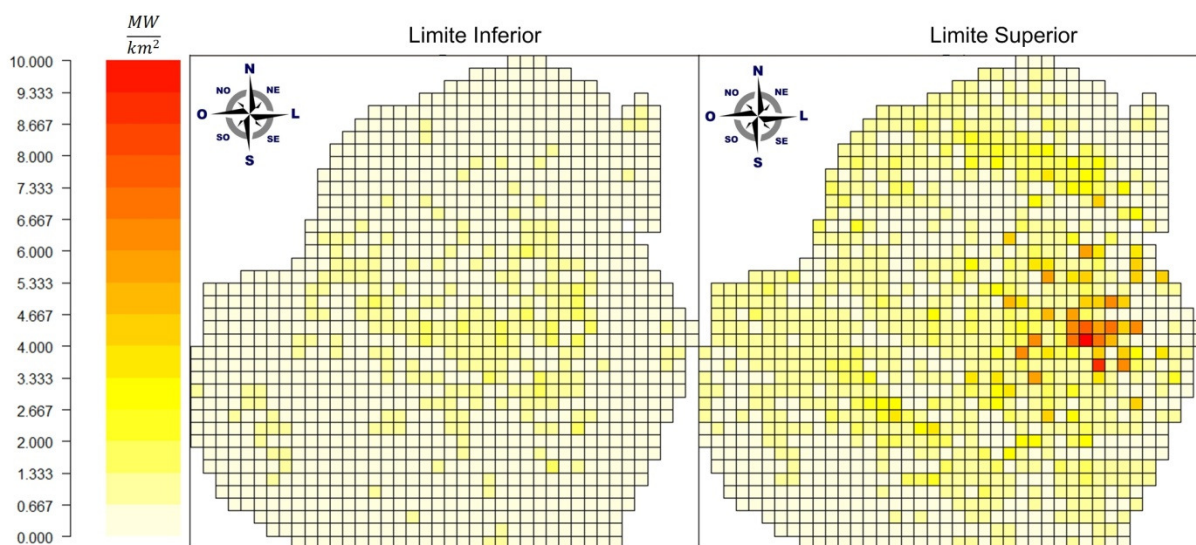
Na Figura 59, é mostrada a densidade de carga simulada dos consumidores comerciais para este cenário, considerando um horizonte de estudo de 10 anos. Nessa figura, observam-se diversos crescimentos locais por causa da influência dos polos atraentes. Por outro lado, existe um crescimento da carga comercial onde existe um incremento na carga residencial. Na Figura 60, ilustra-se o limite inferior superior de cada quadrícula para este cenário, considerando 10 replicações do método proposto e um intervalo de confiança de 95%.

Figura 57 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga dos usuários residenciais para o ano 2013 no terceiro cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

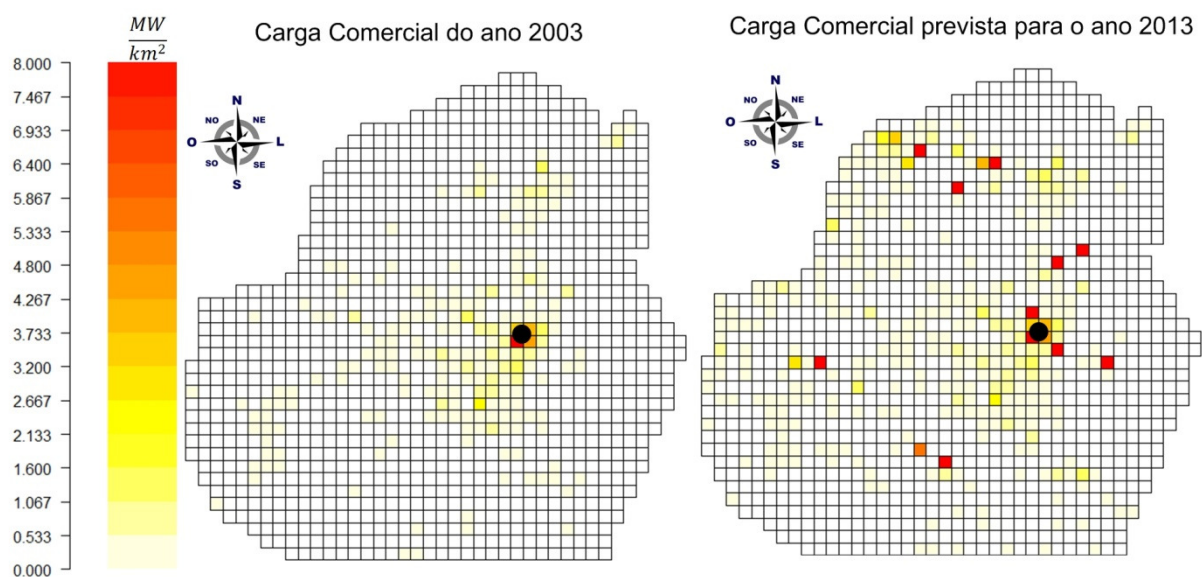
Figura 58 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação da carga residencial no terceiro cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

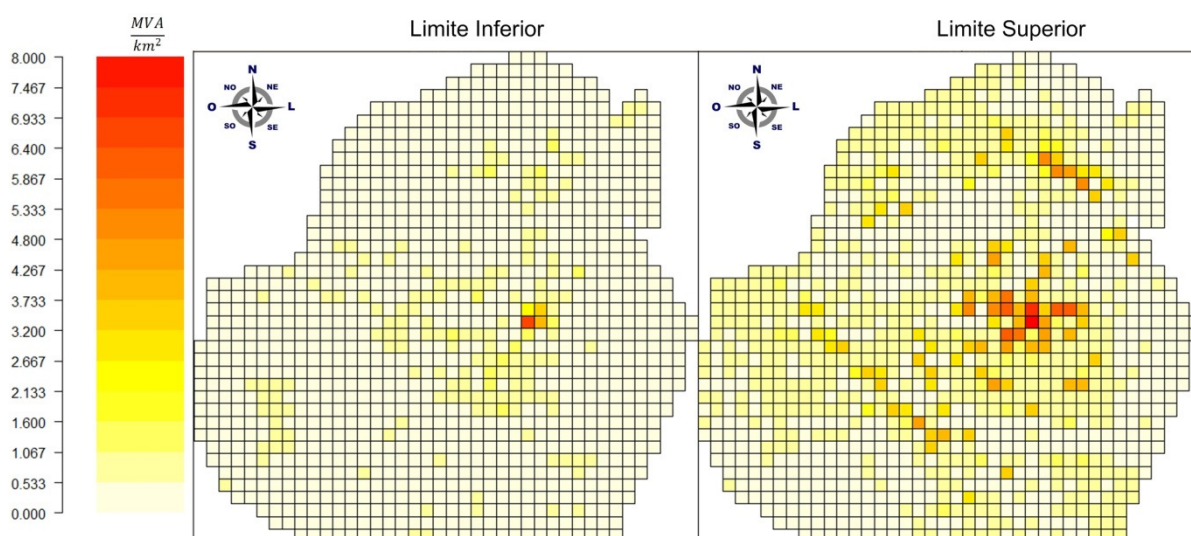
Na Tabela 8, é mostrado o erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 em porcentagem do crescimento de carga total para cada classe de usuário. Nessa tabela, observa-se o baixo erro global, sendo menor que 5% para cada ano respectivo. Esta tabela mostra a eficácia da proposta deste trabalho na caracterização do crescimento de carga nos primeiros passos de tempo da simulação.

Figura 59 – Distribuição espacial simulada da densidade de carga dos usuários comerciais para o ano 2013 no terceiro cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 60 – Intervalo de confiança para cada quadrícula no processo de simulação da carga comercial no terceiro cenário.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 8: Erro global da simulação para os anos 2004 e 2005 no terceiro cenário.

	Ano 2004	Ano 2005
Erro Global para carga Residencial	1,347%	2,415%
Erro Global para carga Comercial	3,234%	2,056%

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O terceiro cenário apresentado nesta seção pode ajudar o departamento comercial da empresa de distribuição de energia elétrica, no sentido de melhorar o atendimento a seus clientes e/ou o planejamento de seus serviços.

O tempo computacional do método proposto é baixo para qualquer simulação realizada, tomando até 8 minutos para fazer os cálculos e gerar os mapas que identificam o crescimento esperado da densidade de carga na zona de serviço em um computador com processador Intel core 2 duo processador, 2.99 GHz de frequência e 3,5 GB de RAM, utilizando o programa R versão 2.13.2.

7 CONCLUSÕES

O crescimento dinâmico das cidades em países com grandes economias em desenvolvimento, a reurbanização de zonas urbanas e/ou as leis do mercado elétrico têm fomentado a realização da previsão de demanda elétrica em forma espacial, conhecida como “*previsão espacial de carga*”.

Dentre as metodologias disponíveis na literatura especializada para realizar uma previsão espacial de carga, as empresas de distribuição de energia elétrica têm preferido os métodos de simulação, porque suas previsões têm uma alta eficácia, desde que sejam calibrados adequadamente. No entanto, os resultados desses métodos são, na maioria de vezes, mapas que não conseguem caracterizar a distribuição espacial heterogênea da densidade de carga das zonas urbanas. Além disto, tais métodos requerem uma grande quantidade de informações externas ao departamento de planejamento das empresas de distribuição, e isto pode representar dificuldades de aplicações em sistemas de distribuição reais.

A fim de superar as dificuldades supracitadas, este trabalho teve o objetivo de propor um método de simulação por quadrícula que possa melhorar a caracterização da distribuição espacial da densidade de carga nos sistemas de distribuição de energia, com um uso adequado das informações disponíveis no departamento de planejamento das empresas elétricas e que permita modelar o crescimento dinâmico da carga nas zonas urbanas.

Para cumprir esse objetivo, foi apresentado um método que realiza a simulação do crescimento de carga por quadrícula, utilizando a dimensão fractal e as relações fractais da zona urbana para caracterizar o espaço ocupado pelos habitantes, modelando a morfologia fragmentada das cidades.

O modelo de simulação desenvolvido considera a disponibilidade atual de dados nas empresas de distribuição de energia elétrica, usando só os dados georreferenciados dos elementos da rede e mapas da zona urbana. No entanto, os dados de entrada podem ser modificados, dependendo das informações disponíveis no departamento de planejamento da empresa de distribuição, como, por exemplo, em um ambiente de redes elétricas inteligentes (*smart grid*), seria possível ter informações menos agregadas, considerando os dados dos consumidores que podem ser inseridos nos algoritmos apresentados neste trabalho, para o cálculo da resolução espacial e das probabilidades de desenvolvimento.

No processo de simulação realizado pelo modelo proposto, considera-se o crescimento dinâmico da carga por causa da: expansão da cidade, livre vontade dos habitantes para povoar regiões disponíveis e influência das infraestruturas urbanas para atrair ou repelir novos usuários.

O resultado do método proposto é um mapa que mostra a distribuição espacial do crescimento da densidade de carga esperada. A associação deste crescimento com os elementos da rede elétrica encontra-se fora do escopo deste trabalho. Essa distribuição espacial é de grande valor na tomada de decisão dos investimentos necessários para realizar o planejamento da expansão das redes elétricas. Desta forma, é possível ter informações que permitam direcionar os planos de expansão das redes elétricas no médio e longo prazo, e especificamente dentro deste, nos estudos de previsão espacial de carga na zona urbana.

O modelo pode ser empregado para a criação de cenários prospectivos no planejamento multicenários. Três cenários foram apresentados neste trabalho, com o intuito de mostrar como podem ser aplicados para esse fim. Os resultados de tais cenários mostram as subáreas com maior crescimento de carga e as mudanças de densidades de cargas que podem acontecer na zona de serviço em razão da influência de polos urbanos. Tais resultados podem ser utilizados na tomada de decisão dos planos de expansão das empresas de distribuição de energia elétrica nos horizontes de estudos exigidos pela lei vigente. Com o intuito de ajudar nesse processo de tomada de decisão ou inferência de resultados, neste trabalho foram calculados intervalos de confiança considerando k replicações ou execuções do algoritmo geral do método proposto. Tais intervalos mostram os valores esperados da densidade de carga para cada quadrícula.

O terceiro cenário apresentado neste trabalho tem o objetivo de mostrar como o modelo pode ajudar outros departamentos de planejamento da empresa de distribuição. Os planos de expansão devem ser economicamente viáveis, a fim de serem aplicados pelas empresas de distribuição. Por exemplo, tal cenário pode ser utilizado para mostrar ao departamento comercial quanto crescerá o consumo faturado de energia elétrica por parte da empresa de distribuição em diversas regiões da zona urbana. Esta informação é importante para o cálculo dos retornos recebidos pela execução do plano de expansão proposto.

O modelo de simulação apresentado neste trabalho tem um caráter estocástico, com o intuito de caracterizar a natureza estocástica dos usuários nos sistema de distribuição de energia elétrica, utilizando torneios, para modelar as características de aleatoriedade controlada e sobrevivência estatística do mais forte. Em cada torneio é gerado um número aleatório que é comparado com a probabilidade de desenvolvimento da quadrícula escolhida

pelo modelo. Também são utilizadas funções exponenciais decrescentes para caracterizar o crescimento centro-periferia da cidade, considerando parâmetros para caracterizar o crescimento correlacionado da cidade.

No processo de alocação de cargas realizadas pelo método proposto, é calculada a dimensão fractal da zona urbana. Esta formulação matemática proposta permite estimar a quantidade de carga total que deve ser distribuída em cada passo da simulação, sendo uma característica diferencial da proposta para modelar o crescimento de carga total na cidade.

A calibração do modelo desenvolvido foi realizada utilizando o histórico de instalação na área urbana dos transformadores de distribuição que é, na maioria das empresas de distribuição, a informação georreferenciada mais próxima dos consumidores. Assim, neste trabalho foi considerado que a dinâmica da instalação de transformadores acompanha a dinâmica do crescimento de carga na área de estudo. Essa consideração é verificada pelo baixo erro espacial na simulação da densidade de carga existente, a qual mostrou que a zona periférica da cidade tem valores menores que 20 %. Embora existam regiões com erros de aproximadamente 10 % e 65 % respectivamente, tais regiões representam um número menor de quadriculas comparado com o número total de quadriculas da grade utilizada na aplicação do método proposto, resultando em um erro global menor que 3 % do crescimento de carga simulado. Portanto, evidencia-se que o modelo desenvolvido pode caracterizar de forma adequada o crescimento da densidade de carga.

Em razão da grande diferença nos dados de entrada e saída dos diferentes métodos de previsão em forma espacial existentes na literatura especializada é impossível fazer testes com outros métodos ou *software* comerciais de previsão espacial. Em geral, tais *software* são implementados considerando as necessidades da empresa de distribuição. Neste trabalho, a simulação da carga existente foi comparado com os resultados do método baseado em agentes, implementando no mestrado deste pesquisador, a fim de demonstrar a eficácia da proposta deste trabalho.

Por fim, o método proposto é compacto e fácil de implementar em *software* estatísticos, fornecendo resultados com alta eficácia de previsão espacial. Isto fica evidente quando é calculado o erro global da simulação para os dois primeiros anos, sendo esse erro menor que 10% para cada cenário prospectivo apresentado.

7.1 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

O modelo apresentado realiza importantes contribuições aos trabalhos prévios. Uma contribuição é modelar, de forma conjunta, o crescimento de carga por causa da expansão da cidade, livre vontade dos habitantes para povoar regiões disponíveis e influência dos polos para atrair ou repelir novos usuários. Essa característica permite realizar estudos de cenários prospectivos considerando as inter-relações que acontecem entre os habitantes da cidade. Da mesma forma, a simulação de forma conjunta dessas inter-relações permite modelar o crescimento dinâmico da carga na zona urbana.

Outra contribuição é a utilização de poucos dados para a implementação do método proposto, considerando somente a distribuição espacial dos elementos da rede e mapas da área urbana da cidade. Esta característica é um diferencial em comparação com outros métodos de simulação do crescimento da carga desenvolvidos por outros autores, que consideram informações externas ao departamento de planejamento da empresa de distribuição.

Finalmente, o método consegue caracterizar a distribuição espacial do padrão da densidade de carga, identificando as regiões na periferia da área urbana que podem ter um incremento na sua densidade de carga, conseqüentemente, melhora-se a direção da expansão dos sistemas de distribuição.

7.2 TRABALHOS FUTUROS

Os resultados fornecidos pela maioria de metodologias de previsão espacial de carga precisam ser associados aos elementos da rede elétrica, a fim de serem utilizados nos cálculos elétricos realizados pelo departamento de planejamento da empresa de distribuição. Tal associação não é abordada nos trabalhos disponíveis na literatura especializada de previsão de carga espacial. Desta forma, planejadores das redes elétricas necessitam realizar um processamento adicional considerando técnicas de otimização combinatória ou algoritmos de agrupamentos para poder aproveitar os resultados dos métodos de previsão espacial. Em muitos casos, esse processamento pode desmotivar a utilização do método por causa do esforço computacional ou árdua tarefa a ser realizada. Portanto, com o intuito de um melhor aproveitamento do crescimento de carga simulado pelo método de previsão espacial, deve-se considerar a visualização ou associação de tal crescimento aos elementos da rede.

Por outro lado, observou-se que o erro global do modelo desenvolvido é baixo em todas as simulações apresentadas neste trabalho. No entanto, o cálculo deste erro está

influenciado pelo número de quadrículas utilizadas, podendo levar a uma sobrevaloração do modelo proposto. Desta forma, visa-se a necessidade de pesquisar outras metodologias que possam caracterizar melhor o erro global da simulação, levando em conta a quantidade de carga alocada. Igualmente, uma análise de sensibilidade deve ser realizada para saber como a base de entrada pode influenciar nos resultados do método de previsão espacial.

Neste trabalho, consideraram-se regras de transição para reproduzir a curva em forma de “S”. Embora tais regras pudessem caracterizar o crescimento de carga na maioria de regiões da cidade, existem diversas regiões em que a aplicação dessas regras não modela seu crescimento de carga, conforme é mostrado na análise espacial do erro espacial do modelo. Com o intuito de melhorar a eficácia das previsões realizadas pelo método proposto, deve-se incorporar técnicas de tendência, para calcular o crescimento de carga de cada quadrícula. Tais técnicas permitem determinar de uma melhor forma o crescimento de carga em forma de “S” para as quadrículas.

Novas tendências estão impulsionando a transformação do sistema de distribuição de energia elétrica, proporcionando o surgimento das redes do futuro (*Smart Grid*). Dentre estas transformações, a instalação de medidores inteligentes possibilita a obtenção em tempo real do consumo de energia dos usuários, entre outras informações que podem ajudar no planejamento da operação e expansão das redes elétricas. Nesse cenário, é possível obter as informações necessárias para realizar uma previsão em forma espacial, com uma alta resolução. No entanto, essas informações devem ser avaliadas com o intuito de determinar os dados que podem melhorar as previsões realizadas pelo método proposto de previsão espacial de carga. O algoritmo proposto deve ser modificado, caso seja necessário, para receber tais informações.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Estabelece as condições gerais de fornecimento de energia elétrica de forma atualizada e consolidada. Brasília, DF: ANEEL, 2010. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/bren2010414.pdf>>. Acesso em: 10 jan. 2013.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Procedimentos de distribuição - PRODIST. Brasília, DF: ANEEL, 2013. Disponível em: <www.aneel.gov.br>. Acesso em: 2 jun. 2013.

ALBIN, P. S. **The analysis of complex socioeconomic systems**. Lexington: D. C. Heath, 1975.

ALFARES, H. K.; NAZEERUDDIN, M. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. **International Journal of Systems Science**, London, v. 33, n. 1, p. 23-24, 2002.

ALMEIDA, C. M. **Modelagem da dinâmica espacial como uma ferramenta auxiliar ao planejamento: simulação de mudanças de uso da terra em áreas urbanas para as cidades de Bauru e Piracicaba (SP), BRASIL**. 2004. 351 f. Tese (Doutorado) - Curso de Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São José dos Campos, 2004.

ALMEIDA, C. M. **Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007.

BACKLUND, Y.; BUBENKO, J. A. **Distribution system design using computer graphics technique**. In: Conference Proceedings Power Industry Computer Applications Conference, 11., 1979, Cleveland. Proceedings. Cleveland: IEEE. 1979. p. 382-388.

BAI, X.; GANG, M.; PING, L. A method of spatial load forecasting based on feeder. In: ELECTRIC UTILITY DEREGULATION AND CONFERENCE ON RESTRUCTURING AND POWER TECHNOLOGIES, 3., 2008, Nanjuing. **Proceedings...** Piscataway: IEEE. 2008. p. 1548-1553.

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. Harlow: Prentice Hall, 1995.

BATTY, M. **Cities and complexity: understanding cities with cellular automata, agent-based models, and fractals**. Massachusetts: The MIT Press, 2007.

BATTY, M.; LONGLEY, P. **Fractal cities**. Londres: Academic Press, 1994.

BATTY, M.; TORRENS, P. M. Modelling and prediction in a complex world. **Futures**, Kidlington, v. 37, n. 7, p. 745-766, 2005.

BERNARDO, J. M.; SMITH, A. F. M. **Bayesian theory**. New York: Wiley, 1994.

BIVAND, R. S.; PEBESMA, E. J.; GÓMEZ-RUBIO, V. **Applied spatial data analysis with R**. New York: Springer, 2008.

CARDOSO, T. **A geometria fractal e o software cabri-géomètre II no estudo de progressão geométrica**. 2004. 66 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade do Extremo Sul Catarinense – UNESC, Criciúma, 2004.

CARRENO, E. M. **Previsão espacial de demanda em sistemas de distribuição com uma base reduzida de dados**. 2008. 106f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2008.

CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Evolutionary heuristic to determine future land use. In: POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING - CONVERSION AND DELIVERY OF ELECTRICAL ENERGY, 21., 2008, Pittsburgh. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2008. p. 1-6.

CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Spatial electric load forecasting using an evolutionary heuristic. **Controle & Automação**, Campinas, v. 21, n. 4, p. 379-388, 2010.

CARRENO, E. M.; ROCHA, R. M.; PADILHA-FELTRIN, A. A cellular automaton approach to spatial electric load forecasting. **IEEE Transaction on Power System**, Piscataway, v. 26, n. 2, p. 532-540, 2011.

CENTRO DE FÍSICA TEÓRICA E COMPUTACIONAL - CFTC. **Prisma à luz da física: caos e fractais**. Lisboa: CFTC, 2013. Disponível em: <<http://cftc.cii.fc.ul.pt/PRISMA/capitulos/capitulo2/modulo4/topico1.php>>. Acesso em: 05 abr. 2013.

CHOW, M.; ZHU, J.; TRAM, H. Application of fuzzy multi-objective decision making in spatial load forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 13, n. 3, p. 1185-1190, 1998.

CHOW, M.-Y.; TRAM, H. Methodology of urban re-development considerations in spatial load forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 12, n. 2, p. 996-1001, 1997a.

CHOW, M.-Y.; TRAM, H. Application of fuzzy logic technology for spatial load forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 12, n. 3, p. 1360-1366, 1997b.

CLARKE, K. C.; HOPPEN, S.; GAYDOS, L. A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. **Environment and Planning B: Planning and Design**, London, v. 24, n. 2, p. 247-261, 1996.

CONG, L. et al. Spatial load forecasting based on generalized support vector machines and cellular automaton theory. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SUSTAINABLE POWER GENERATION AND SUPPLY, 1., 2009, Beijing. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2009. p. 1 - 6.

CORREIA, G. C. **Otimização da alocação de subestações para o planejamento da expansão de rede elétrica de distribuição**. 106 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR, Curitiba, 2003.

DINAMICA EGO. Centro de Sensoramento Remoto / Universidade Federal de Minas Gerais - Brasil. **Dinamica project**. Belo Horizonte: Dinamica EGO, 2012. Disponível em: <<http://www.csr.ufmg.br/dinamica/>>. Acesso em: 01 nov. 2012.

DRUCK, S. et al. **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília, DF: EMBRAPA, 2004.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA - EPE. **Mercado de energia elétrica 2006 - 2015**. Rio de Janeiro: Imprinta Express, 2005.

FERBER, J. **Multi-agent systems: an introduction to distributed artificial intelligence**. New York: Addison-Wesley, 1999.

FERNANDEZ, L. G. et al. Metodologia de crescimento horizontal através da análise espacial da carga como apoio ao planejamento da expansão. In: SEMINARIO INACIONAL DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, 20., 2012, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: SENDI, 2012. p. 1 - 11.

FERREIRA, S. D. C. **Utilização de Maplets para a interpretação gráfica de Sistemas de Lindenmayer**. 2007. 121 f. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Matemática Pura da Universidade do Porto, Porto, 2007.

FRANCISQUINI, A. A. **Estimação de curvas de carga em pontos de consumo e em transformadores de distribuição**. 2006. 108 f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2006.

FRANKHAUSER, P. **La fractalité des structures urbaines**. Paris: Anthropos-Economica, 1994.

FREITAS FILHO, P. J. **Introdução à modelagem e simulação de sistemas: com aplicações em Arena**. 2. ed. Florianópolis: Visual Books, 2008.

GARDNER, M. Mathematical games: the fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life". **Scientific American**, Danvers, v. 223, n. 4, p. 120-123, 1970.

GILBERT, N.; CONTE, R. **Artificial societies: the computer simulation of social life**. London: University College of London, 1995.

GLOVER, W.; KOCHENBERGER, G. A. **Handbook of metaheuristics**. Massachusetts: Kluwer Academic Publisher, 2003.

GREGG, J. Spatial load forecasting for system planning. In: AMERICAN POWER CONFERENCE, 40., 1978, Chicago. **Proceedings...** Chicago: Illinois Institute of Technology, 1978. p. 1496.

GRIMM, V.; RAILSBACK, S. F. **Individual-based modeling and ecology**. Princeton: Princeton University Press, 2005.

HALKIDI, M.; BATISTAKIS, Y.; VAZIRGIANNIS, M. On clustering validation techniques. **Journal of Intelligent Information Systems**, Greenbelt, v. 17, n. 2-3, p. 107 - 145, 2001.

HASTINGS, W. K. Monte Carlo sampling methods using markov chains and their applications. **Biometrika**, Oxford, v. 57, n. 1, p. 97-109, 1970.

HAYASHI, A. D. **Aplicação dos fractais ao mercado de capitais utilizando-se as eliott waves**. 2002. 121 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

HAYLES, N. K. **Chaos bound: ordely disorder in contemporary literature and science**. Londres: Cornell University, 1990.

HE, Y. et al. Urban electric load forecasting using combined cellular automata. **Journal of Computers** , British Virgin Islands, v. 4, n. 12, p. 1209 - 1215, 2009.

HOFFMAN, J. Benoît Mandelbrot, Novel Mathematician, Dies at 85. **New York: The New York Times**, 2010. p. A28. Disponível em: <http://www.nytimes.com/2010/10/17/us/17mandelbrot.html?_r=0>. Acesso em: 1 jan. 2012.

HONG, T.; HSIANG, S. M.; XU, L. Human-machine co-construct intelligence on horizon year load in long term spatial load forecasting. In: POWER & ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2009, Calgary. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2009. p. 1 - 6.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. **Censo demográfico 2000**: agregado por setores censitários. 2. ed.. Rio Janeiro: IBGE, 2000. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 1 jan. 2012.

JARDINI, J. A. et al. Daily load profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 15, n. 1, p. 375 - 380, 2000.

KAGAN, N.; BOVOLATO, M. C. Estudo de mercado espacial para planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica. In: LATIN-AMERICAN CONGRESS ON ELECTRICITY GENERATION AND TRANSMISSION, 5., 2003, São Pedro. **Proceedings...** São Pedro: [s.n.], 2003. p. 103-104.

KELSALL, J. E.; DIGGLE, P. J. Spatial variation in risk of disease: A nonparametric binary regression approach. **Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)**, Malden, v. 47, n. 4, p. 559-573, 1998.

KHALESIAN, M.; DELAVAR, M. R. A Multi-Agent based traffic network micro-simulation using spatio-temporal GIS. In: THE INTERNATIONAL ARCHIVES OF THE PHOTOGRAMMETRIC, REMOTE SENSING AND SPATIAL INFORMATION SCIENCES, 21., 2008, Beiging. **Proceedings...** Beijing: ISPRS, 2008. p. 31-35.

LAZZARI, A. Land use data improves load forecast. **Electrical World**, North Canton, v. 159, n. 25, p. 38-40, 1962.

LONGLEY, P.; BATTY, M. **Spatial analysis: modelling in a GIS environment**. New York: John Wiley & Sons, 1996.

LYONS, R. G. **Understanding digital signal processing**. Michigan: Pearson Education, 2012.

MAKSE, H. A. et al. Method for generating long-range correlations for large systems. **Physical Review E**, New York, v. 53, n. 5, p. 5445-5449, 1996.

MAKSE, H. A. et al. Modeling urban growth patterns with correlated percolation. **Physical Review E**, New York, v. 58, n. 6, p. 7054-7062, 1998.

MANDELBROT, B. B. **The fractal geometry of nature: updated and augmented**. New York: W. H. Freeman and Company, 1982.

MARTINIS, A. M. S. M. **Refractalising the cities study of case: São Paulo strategic master plan 2002**. Veneza: Iuav, 2006. p. 177-183.

MCGRANAHAN, G.; MARTINE, G. **Urbanization and development : policy lessons from the BRICS experience**. London: International Institute for Environment and Development - IIED, 2012. p. 25.

MELO, J. D. **Aplicações de sistemas multiagentes na previsão espacial de demanda elétrica em sistemas de distribuição**. 2010. 151 f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2010.

MELO, J. D. et al. Determinining spatial resolution in spatial load forecasting using a grid-based model. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 111, p. 177-184, 2014.

MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Multi-agent simulation of urban social dynamics for spatial load forecasting. **Transaction on Power System**, Piscataway, v. 27, n. 4, p. 1870-1878, 2012a.

MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Análise espacial de eventos pontuais na alocação de transformadores da rede elétrica secundária de distribuição. In: CONGRESSO DE AUTOMÁTICA - CBA, 19., 2012, Campina Grande. **Anais...** Campinas: SBA, 2012b. p. 2684-2691.

MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Considering urban dynamics in spatial electric load forecasting. In: IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2012, San Diego. **Proceedings...** San Diego: IEEE, 2012c. p. 1-7.

MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Aplicação do STING para a determinação da resolução espacial dos métodos de previsão espacial de demanda elétrica baseados em quadrículas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS, 5., 2014. **Anais...** Foz de Iguaçu: SBA, 2014. p. 1-6.

MENEZES, P. M. L. D.; NETO, A. L. C. Universidade Federal de Rio Janeiro (UFRJ) Departamento de Geografia. **GeoCart Laboratório de Cartografia**, 2010. Disponível em:

<http://www.geocart.igeo.ufrj.br/pdf/trabalhos/Escala_Conceitos_Aplic.pdf>. Acesso em: 04 abr. 2013.

MINISTRY OF FINANCE, G. O. I. **The BRICS report: a study of Brazil, Russia, India, China, and South Africa with special focus on synergies and complementarities.** New Delhi: Oxford University Press, 2012.

MIRANDA, V.; MONTEIRO, C. Fuzzy ingerence in spatial load forecasting. In: POWER ENGINEERING SOCIETY WINTER MEETING, 2000, Singapore. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2000. p. 1063-1068.

NETTO, A. V. Visualization system integrated for electric power distribution networks. **IEEE Latin America Transactions**, Piscataway, v. 8, n. 6, p. 728-733, 2010.

PARLOS, A. G. et al. Development of an intelligent long term electric load forecasting system. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT SYSTEMS APPLICATIONS TO POWER SYSTEMSs, 1996, Orlando. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 1996. p. 288-292.

PERSKY, J.; WIEWEL, W. Central city and suburban development: who pays and who benefits? In: THE CHICAGO BROWNFIELDS FORUM, 1996, Chicago. **Proceedings...** Chicago: UIC, 1996. p. 1-21.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **A language and environment for statistical computing.** Vienna: WU, 2011. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>>. Acesso em: 12 nov. 2010.

RAMÍREZ-ROSADO, I. J. et al. GIS spatial analysis applied to electric line routing optimization. **Transanction on PowerDelivery**, Piscataway, v. 20, n. 2, p. 934 - 942, 2005.

ROBERT, C. P.; CASELLA, G. **Monte Carlo statistical methods.** New York: Springer-Verlag, 1999.

SALINGAROS, N. A. **Principles of urban structure.** Londres: Pperback, 1995.

SALVATORE, D.; REAGLE, D. **Theory and problems of statistics and econometrics.** New York: McGraw-Hill, 2002.

SHIN, J. H. et al. Spatiotemporal load-analysis model for electric power distribution facilities using consumer meter-reading data. **IEEE Transaction on Power Delivery**, Piscataway, v. 26, n. 2, p. 736-743, 2011.

SILVA, L. G. F. et al. Nova metodologia para proposição e localização de subestações com análise espacial do comportamento da carga. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, 20., 2012, Rio de janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: SENDI, 2012. p. 1-11.

SISTEMA ESTADUAL DE ANÁLISE DE DADOS - SEADE. **SEADE:** Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados. São Paulo: SEADE, 2010. Disponível em: <<http://www.seade.gov.br/produtos/perfil/perfil.php>>. Acesso em: 28 maio 2010.

TERRAVIEW 4.2.0. **TerraView**. São José dos Campos: INPE, 2010. Disponível em: <www.dpi.inpe.br/terraview>. Acesso em: 1 nov. 2012.

TOFFOLI, T.; MARGOUS, N. **Cellular automata machine**: a new environment for modeling. Cambridge: The MIT Press, 1987.

TOSCANI, L. V.; VELOSO, P. A. S. **Complexidade de algoritmos**. São Paulo: bookman, 2012.

TRAM, H. N.; WILLIS, H. L.; NORTHCOTE-GREEN, J. E. D. Load forecasting data and database development for distribution planning. **Transaction on Power System**, Piscataway, v. PAS-102, n. 11, p. 3660-3666, 1983.

TRENTIN, G.; CASTREGHINI DE FREITAS, M. I. Modelagem da dinâmica espacial urbana: modelo de autômato celular na simulação de cenários para o município de Americana-SP. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 1, n. 62, p. 291-305, 2010.

TRIPLETT, J.; RINELL, S.; FOOTE, J. Evaluating distribution system losses using data from deployed AMI and GIS systems. In: RURAL ELECTRIC POWER CONFERENCE -REPC, 2010, Orlando. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2010. p. 1-8.

VAN WORMER, F. C. Some aspects of distribution load area geometry. **IEEE Transactions of the American Institute of Electrical Engineers Power Apparatus and Systems, Part III**, New York, v. 76, n. 2, p. 1343-1349, 1954.

VASQUEZ-AMEZ, R. L. et al. A methodology for electrical energy forecast and its spatial allocation over developing boroughs. In: TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE AND EXPOSITION, 2008, Chicago. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2008. p. 1-6.

VÍDICA, P. M. **Novas abordagens na evolução de autômatos celulares aplicados ao escalonamento de tarefas em multiprocessadores**. 2007. 236 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2007.

VON NEUMANN, J. **Theory of self-reproducing automata**. Champaign: University of Illinois Press, 1966.

WALL, D. L.; THOMPSON, G. L.; NORTHCOTE-GREEN, J. E. D. An optimization model for planning radial distribution networks. **IEEE transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-98, n. 3, p. 1061-1068, 1979.

WANG, C. S. S. et al. A practical GIS-based decision-making support system for urban distribution network expansion planning. In: INTERNATIONAL CONFERENCE SUSTAINABLE POWER GENERATION AND SUPPLY, 1., 2009, Nanjing. **Proceedings...** Piscataway: IEEE. 2009. p. 1-6.

WILLIS, H. L. Load forecasting for distribution planning, error and impact on design. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS - 102, n. 3, p. 675-686, 1983.

WILLIS, H. L. **Spatial electric load forecasting**. 2. ed. New York: Marcel Dekker, 2002.

WILLIS, H. L.; ENGEL, M. V.; BURI, M. J. Spatial load forecasting. **Computer Applications in Power**, Piscataway, v. 8, n. 2, p. 40-43, 1995.

WILLIS, H. L.; GREGG, J.; CHAMBERS, Y. Spatial load forecasting for system planning. In: AMERICAN POWER CONFERENCE, 1978, Chicago. **Proceedings...** Piscataway: The Illinois Institute of Technology Chicago, 1978. p. 1249-1257.

WILLIS, H. L.; NORTHCOTE-GREEN, J. E. D. **Spatial electric load forecasting: a tutorial review**. IEEE. Piscataway, 1983. p. 232-253.

WILLIS, H. L.; ROMERO, J. **Spatial electric load forecasting methods for electric utilities**. North Carolina: Quanta Technology, 2007.

WOLFRAM, S. **Cellular automata and complexity**: collected papers. London: Addison-Wesley Publishing Company, 1994.

WU, H. C.; TSA, C. S.; LU, C. N. Load forecast in a competitive retail market. In: TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE, 1999, New York. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 1999. p. 160-164.

WU, H.-C.; LU, C.-N. A Data mining approach for spatial modeling in small area load forecast. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 17, n. 2, p. 516-521, 2002.

YANG, L. X. et al. Power cellular automata and space-time character forecasting of power load. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRIC UTILITY DEREGULATION AND RESTRUCTURING AND POWER TECHNOLOGIES, 3., 2008, Nanjuing. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2008. p. 1192-1197.

YANG, X. et al. Application of uncertainty reasoning based on cloud theory in spatial load forecasting. In: WORLD CONGRESS ON INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, 6., 2006, Dailan. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2006. p. 21-23.